



(19) 대한민국특허청(KR)  
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2021-0097516  
(43) 공개일자 2021년08월09일

- |                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                  |                                                                                                                                                                                                                                                                                                   |
|----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| <p>(51) 국제특허분류(Int. Cl.)<br/> <i>A61B 5/00</i> (2021.01) <i>A61B 5/021</i> (2006.01)<br/> <i>A61B 5/024</i> (2006.01) <i>A61B 5/318</i> (2021.01)</p> <p>(52) CPC특허분류<br/> <i>A61B 5/7275</i> (2013.01)<br/> <i>A61B 5/021</i> (2013.01)</p> <p>(21) 출원번호 10-2020-0011308<br/> (22) 출원일자 2020년01월30일<br/> 심사청구일자 2020년01월30일</p> | <p>(71) 출원인<br/> <b>연세대학교 원주산학협력단</b><br/> 강원도 원주시 흥업면 연세대길 1</p> <p>(72) 발명자<br/> <b>고상백</b><br/> 강원도 원주시 봉화로 231, 210동 1303호(우산동, 한라비발디2차아파트)<br/> <b>이솔암</b><br/> 강원도 원주시 백간길 17, 104동 1903호(단계동, 원주 봉화산 벨라시티 아파트)<br/> <b>이현주</b><br/> 강원도 원주시 무실로 30</p> <p>(74) 대리인<br/> <b>특허법인비엘티</b></p> |
|----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|

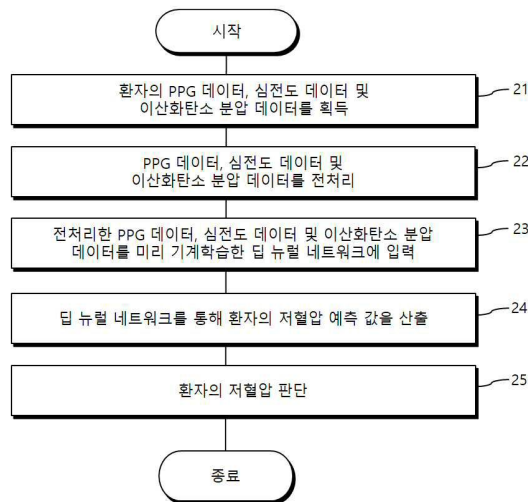
전체 청구항 수 : 총 10 항

(54) 발명의 명칭 **딥러닝 기반 비침습 데이터를 활용한 환자의 저혈압 예측 방법 및 장치**

(57) 요약

딥러닝 기반 비침습 데이터를 활용한 환자의 저혈압 예측 방법이 제공된다. 본 발명의 일 면에 따른 딥러닝 기반 비침습 데이터를 활용한 사용자의 저혈압 예측 방법은, 상기 사용자의 PPG 데이터, 심전도 데이터 및 이산화탄소 분압(CO2 capnography) 데이터를 획득하는 단계; 상기 PPG 데이터, 상기 심전도 데이터 및 상기 이산화탄소 분압 데이터를 전처리하는 단계; 및 상기 전처리한 PPG 데이터, 상기 심전도 데이터 및 상기 이산화탄소 분압 데이터를 미리 기계학습한 딥 뉴럴 네트워크에 입력하여, 상기 딥 뉴럴 네트워크를 통해 상기 사용자의 저혈압 예측 값을 산출하는 단계;를 포함한다.

대표도 - 도2



(52) CPC특허분류

**A61B 5/02416** (2013.01)

**A61B 5/318** (2021.01)

**A61B 5/7235** (2021.01)

---

## 명세서

### 청구범위

#### 청구항 1

딥러닝 기반 비침습 데이터를 활용한 환자의 저혈압 예측 방법에 있어서,

상기 환자의 PPG 데이터, 심전도 데이터 및 이산화탄소 분압(CO2 capnography) 데이터를 획득하는 단계;

상기 PPG 데이터, 상기 심전도 데이터 및 상기 이산화탄소 분압 데이터를 전처리하는 단계; 및

상기 전처리한 PPG 데이터, 상기 심전도 데이터 및 상기 이산화탄소 분압 데이터를 미리 기계학습한 딥 뉴럴 네트워크에 입력하여, 상기 딥 뉴럴 네트워크를 통해 상기 환자의 저혈압 예측 값을 산출하는 단계;를 포함하는 것을 특징으로 하는 딥러닝 기반 비침습 데이터를 활용한 환자의 저혈압 예측 방법.

#### 청구항 2

제1 항에 있어서, 상기 데이터를 획득하는 단계는 상기 환자를 수술하는 동안 획득한 환자의 생체 신호에 기반하여 상기 PPG 데이터, 상기 심전도 데이터 및 상기 이산화탄소 분압 데이터를 획득하는 단계;를 포함하는 것을 특징으로 하는 딥러닝 기반 비침습 데이터를 활용한 환자의 저혈압 예측 방법.

#### 청구항 3

제1 항에 있어서, 상기 데이터를 전처리하는 단계는,

상기 PPG 데이터, 상기 심전도 데이터 및 상기 이산화탄소 분압 데이터를 각각 샘플링하는 단계; 및

상기 PPG 데이터, 상기 심전도 데이터 및 상기 이산화탄소 분압 데이터를 동기화하는 단계;를 포함하는 것을 특징으로 하는 딥러닝 기반 비침습 데이터를 활용한 환자의 저혈압 예측 방법.

#### 청구항 4

제1 항에 있어서, 상기 환자의 저혈압 예측 값은 상기 환자의 저혈압 예측 값은 상기 PPG 데이터, 상기 심전도 데이터 및 상기 이산화탄소 분압 데이터를 획득한 이후의 현재 시점에서 상기 환자에게 저혈압이 발생할 확률인 것을 특징으로 하는 딥러닝 기반 비침습 데이터를 활용한 환자의 저혈압 예측 방법.

#### 청구항 5

제1 항에 있어서, 상기 환자의 저혈압 예측 값은 상기 PPG 데이터, 상기 심전도 데이터 및 상기 이산화탄소 분압 데이터를 획득한 시점 기준으로 n분 후에 상기 환자에게 저혈압이 발생할 확률인 것을 특징으로 하는 딥러닝 기반 비침습 데이터를 활용한 환자의 저혈압 예측 방법.

#### 청구항 6

제1 항에 있어서,

복수의 환자들로부터 각각 PPG 데이터를 획득하는 단계;

상기 획득한 PPG 데이터를 분석함으로써 상기 복수의 환자들 각각의 동맥 혈압 데이터를 획득하는 단계;

상기 획득한 동맥 혈압 데이터를 분석함으로써 평균 동맥 혈압이 제1 기준 혈압보다 작은 구간이 1분이상 지속되는 동맥 혈압 데이터를 저혈압 데이터로 분류하고 평균 동맥 혈압이 제2 기준 혈압보다 크거나 동일한 구간이 20분 이상 지속되는 동맥 혈압 데이터를 정상혈압 데이터로 분류하는 단계;

상기 저혈압 데이터에서 미리 지정된 제1 구간과 상기 정상혈압 데이터에서 미리 지정된 제2 구간을 입력 데이터로서 추출하는 단계; 및

상기 저혈압 데이터와 상기 정상혈압 데이터로 분류한 결과를 상기 딥 뉴럴 네트워크의 정답 데이터로서 적용하고 상기 추출한 입력 데이터를 상기 딥 뉴럴 네트워크에 입력하여, 상기 딥 뉴럴 네트워크를 통해 산출한 환자

의 저혈압 예측 값을 상기 정답 데이터와 비교하는 단계;를 포함하는 것을 특징으로 하는 딥러닝 기반 비침습 데이터를 활용한 환자의 저혈압 예측 방법.

#### 청구항 7

제5 항에 있어서, 상기 각각 PPG 데이터를 획득하는 단계, 상기 분류하는 단계, 상기 추출하는 단계 및 상기 비교하는 단계를 반복적으로 수행함으로써 상기 딥 뉴럴 네트워크를 지속적으로 기계학습하는 단계;를 더 포함하는 것을 특징으로 하는 딥러닝 기반 비침습 데이터를 활용한 환자의 저혈압 예측 방법.

#### 청구항 8

제5 항에 있어서, 상기 제1 구간은 상기 1분 이상 지속된 작은 구간의 발생 시점 기준으로 n분 이전의 미리 지정된 길이를 갖는 구간이고, 상기 제2 구간은 상기 정상혈압 데이터에서 상기 20분 이상 지속된 큰 구간의 발생 시점 기준으로 n분 이전의 미리 지정된 길이를 갖는 구간인 것을 특징으로 하는 딥러닝 기반 비침습 데이터를 활용한 환자의 저혈압 예측 방법.

#### 청구항 9

제1 항에 있어서, 상기 딥 뉴럴 네트워크는 1차원 CNN(convolutioanal neural network) 또는 RNN(Recurrent Neural Network)인 것을 특징으로 하는 딥러닝 기반 비침습 데이터를 활용한 환자의 저혈압 예측 방법.

#### 청구항 10

하드웨어인 컴퓨터와 결합되어, 제1항 내지 제9항 중 어느 한 항의 방법을 실행시키기 위하여 매체에 저장된, 딥러닝 기반 비침습 데이터를 활용한 환자의 저혈압 예측 프로그램.

### 발명의 설명

#### 기술 분야

[0001] 본 발명은 딥러닝 기반 비침습 데이터를 활용한 환자의 저혈압 예측 방법 및 장치에 관한 것으로, 보다 자세하게는 딥러닝 기반 PPG 데이터, 심전도 데이터 및 이산화탄소 분압 데이터를 이용하여 환자의 저혈압을 예측하는 방법 및 장치에 관한 것이다.

#### 배경 기술

[0002] 환자를 수술하는 동안 환자에서 발생한 저혈압 쇼크가 장기화될 경우, 장기로 혈액 공급이 감소하여 심근 경색, 뇌졸중, 급성 신손상 등의 중대한 손상이 발생할 수 있다. 환자에게 치명적일 수 있는 저혈압 쇼크는 수술 특성상 마취제 등의 약물 사용이 제한되며 승압제 등 필요한 장치나 약물을 준비하는 데 5-10 분 이상의 시간이 소요되므로 저혈압 쇼크의 회복조치에 소비되는 시간에 의해 저혈압 쇼크 상태가 지속될 경우, 환자의 예후에 악영향을 미치는 문제점이 있었다. 또한, 저혈압을 예측하기 위해 환자의 동맥에 직접 관을 삽입하여 압력을 측정하는 방식을 통해 환자의 혈압을 측정할 경우, 오히려 삽입한 관 때문에 환자에게 감염 위험 발생하는 문제점이 있었다.

### 선행기술문헌

#### 비특허문헌

[0003] (비특허문헌 0001) (특허문헌 0001) US 2019-0336085

### 발명의 내용

#### 해결하려는 과제

[0004] 본 발명이 해결하고자 하는 과제는 환자의 PPG 데이터, 심전도 데이터 및 이산화탄소 분압 데이터들을 함께 활용함으로써 환자의 저혈압 예측의 정확성을 높이는 방법을 제공하는 것이다.

[0005] 또한, 본 발명이 해결하고자 하는 과제는 환자의 감염 위험이 있는 침습적인 방식을 제외하고 비침습 방식으로 얻어진 비침습 데이터만으로 환자의 저혈압을 예측하는 방법을 제공하는 것이다.

[0006] 본 발명이 해결하고자 하는 과제들은 이상에서 언급된 과제로 제한되지 않으며, 언급되지 않은 또 다른 과제들은 아래의 기재로부터 통상의 기술자에게 명확하게 이해될 수 있을 것이다.

### 과제의 해결 수단

[0007] 상술한 과제를 해결하기 위한 본 발명의 일 면에 따른 딥러닝 기반 비침습 데이터를 활용한 사용자의 저혈압 예측 방법은, 상기 사용자의 PPG 데이터, 심전도 데이터 및 이산화탄소 분압(CO2 capnography) 데이터를 획득하는 단계; 상기 PPG 데이터, 상기 심전도 데이터 및 상기 이산화탄소 분압 데이터를 전처리하는 단계; 및 상기 전처리한 PPG 데이터, 상기 심전도 데이터 및 상기 이산화탄소 분압 데이터를 미리 기계학습한 딥 뉴럴 네트워크에 입력하여, 상기 딥 뉴럴 네트워크를 통해 상기 사용자의 저혈압 예측 값을 산출하는 단계;를 포함한다.

[0008] 본 발명의 기타 구체적인 사항들은 상세한 설명 및 도면들에 포함되어 있다.

### 발명의 효과

[0009] 상기와 같은 본 발명에 따르면, 아래와 같은 다양한 효과들을 가진다.

[0010] 본 발명은 수술과정에서 모니터링 하는 정보(PPG, ECG, CO2 분압)를 딥 뉴럴 네트워크의 입력 데이터로 활용하여 환자의 저혈압 발생을 예측할 수 있다.

[0011] 또한, 본 발명은 현재 시점 또는 미리 지정된 시간 이후 환자의 저혈압 발생을 예측할 수 있으며 사전에 저혈압 대응 조치를 준비할 수 있어 저혈압 상태의 장기화에 따른 환자의 상태 악화를 최소화할 수 있다.

[0012] 또한, 본 발명은 단순히 PPG 데이터만 고려하는 것이 아니라 심전도 데이터와 이산화탄소 분압 데이터를 함께 입력 값으로 활용함으로써 저혈압 예측의 정확도와 신뢰성을 높일 수 있다.

[0013] 본 발명의 효과들은 이상에서 언급된 효과로 제한되지 않으며, 언급되지 않은 또 다른 효과들은 아래의 기재로부터 통상의 기술자에게 명확하게 이해될 수 있을 것이다.

### 도면의 간단한 설명

[0014] 도 1 은 본 발명의 일 실시 예에 따른 환자의 저혈압 예측 장치를 나타낸 블록도이다.

도 2는 본 발명의 일 실시 예에 따른 딥러닝 기반 환자의 저혈압 예측 방법을 설명하기 위한 흐름도이다.

도 3은 본 발명의 일 실시 예에 따른 저혈압을 예측하는 딥러닝 학습 모델을 기계학습하는 방법을 설명하기 위한 흐름도이다.

도 4는 본 발명의 일 실시 예에 따른 환자의 모니터링 정보를 나타낸 예시도이다.

도 5는 본 발명의 일 실시 예에 따른 딥러닝 기반 환자의 저혈압 예측 방법을 설명하기 위한 블록도이다.

도 6 내지 도 8은 본 발명의 일 실시 예에 따른 학습 데이터를 생성하는 방법을 설명하기 위한 예시도이다.

도 9는 본 발명의 일 실시 예에 따른 딥 뉴럴 네트워크를 나타낸 예시도이다.

### 발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0015] 본 발명의 이점 및 특징, 그리고 그것들을 달성하는 방법은 첨부되는 도면과 함께 상세하게 후술되어 있는 실시예들을 참조하면 명확해질 것이다. 그러나, 본 발명은 이하에서 개시되는 실시예들에 제한되는 것이 아니라 서로 다른 다양한 형태로 구현될 수 있으며, 단지 본 실시예들은 본 발명의 개시가 완전하도록 하고, 본 발명이 속하는 기술 분야의 통상의 기술자에게 본 발명의 범주를 완전하게 알려주기 위해 제공되는 것이며, 본 발명은 청구항의 범주에 의해 정의될 뿐이다.

[0016] 본 명세서에서 사용된 용어는 실시예들을 설명하기 위한 것이며 본 발명을 제한하고자 하는 것은 아니다. 본 명세서에서, 단수형은 문구에서 특별히 언급하지 않는 한 복수형도 포함한다. 명세서에서 사용되는 "포함한다(comprises)" 및/또는 "포함하는(comprising)"은 언급된 구성요소 외에 하나 이상의 다른 구성요소의 존재 또는 추가를 배제하지 않는다. 명세서 전체에 걸쳐 동일한 도면 부호는 동일한 구성 요소를 지칭하며, "및/또는"은

언급된 구성요소들의 각각 및 하나 이상의 모든 조합을 포함한다. 비록 "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 것이다. 따라서, 이하에서 언급되는 제1 구성요소는 본 발명의 기술적 사상 내에서 제2 구성요소일 수도 있음은 물론이다.

- [0017] 다른 정의가 없다면, 본 명세서에서 사용되는 모든 용어(기술 및 과학적 용어를 포함)는 본 발명이 속하는 기술 분야의 통상의 기술자에게 공통적으로 이해될 수 있는 의미로 사용될 수 있을 것이다. 또한, 일반적으로 사용되는 사전에 정의되어 있는 용어들은 명백하게 특별히 정의되어 있지 않는 한 이상적으로 또는 과도하게 해석되지 않는다.
- [0018] 공간적으로 상대적인 용어인 "아래(below)", "아래(beneath)", "하부(lower)", "위(above)", "상부(upper)" 등은 도면에 도시되어 있는 바와 같이 하나의 구성요소와 다른 구성요소들과의 상관관계를 용이하게 기술하기 위해 사용될 수 있다. 공간적으로 상대적인 용어는 도면에 도시되어 있는 방향에 더하여 사용시 또는 동작시 구성요소들의 서로 다른 방향을 포함하는 용어로 이해되어야 한다. 예를 들어, 도면에 도시되어 있는 구성요소를 뒤집을 경우, 다른 구성요소의 "아래(below)"또는 "아래(beneath)"로 기술된 구성요소는 다른 구성요소의 "위(above)"에 놓여질 수 있다. 따라서, 예시적인 용어인 "아래"는 아래와 위의 방향을 모두 포함할 수 있다. 구성요소는 다른 방향으로도 배향될 수 있으며, 이에 따라 공간적으로 상대적인 용어들은 배향에 따라 해석될 수 있다.
- [0019] 이하, 첨부된 도면을 참조하여 본 발명의 실시예를 상세하게 설명한다.
- [0020] 도 1을 참조하면, 본 발명의 일 실시 예에 따른 저혈압 예측 장치(100)는 획득한 PPG 데이터, 심전도 데이터 및 이산화탄소 분압 데이터를 이용하여 환자의 저혈압을 예측할 수 있다. 예를 들어, 저혈압 예측 장치(100)는 PPG 데이터, 심전도 데이터 및 이산화탄소 분압 데이터를 입력값으로 하는 딥 뉴럴 네트워크를 이용하여 저혈압 예측 값을 출력할 수 있고, 환자의 저혈압을 예측할 수 있다.
- [0021] 일 실시 예에서, 저혈압 예측 장치(100)는 수술 모니터링 서버, 컴퓨터 또는 의료기기일 수 있고, 딥러닝 학습 모델과 저혈압 예측 방법을 설정할 수 있는 전용 프로그램이 설치될 수 있다. 예를 들어, 저혈압 예측 장치(100)는 PPG 데이터, 심전도 데이터 및 이산화탄소 분압 데이터를 획득할 수 있는 데이터 획득부(110), 획득한 데이터들을 전처리할 수 있는 데이터 처리부(120), 학습데이터와 딥 뉴럴 네트워크를 이용하여 기계학습을 수행하고 저혈압 예측 값을 생성하는 딥러닝부(130), 저혈압 예측 값을 통해 환자의 저혈압 발생 여부 및 현재 환자의 상태를 최종 판단하는 저혈압 판단부(140) 및 학습 결과, 딥 뉴럴 네트워크의 구조, 필터 값 및 활성화 함수, 환자 데이터, 저혈압 예측 값 등을 빅데이터화하여 저장할 수 있는 데이터베이스(150)를 포함할 수 있다.
- [0022] 한편, 도면에는 도시되지 않았지만 저혈압 예측 장치(100)는 심전도 센서, PPG 센서, EtCO2 센서, 환자 모니터링용 디스플레이, 음향 출력 장치 등을 더 포함할 수 있다.
- [0023] 도 2는 본 발명의 일 실시 예에 따른 딥러닝 기반 환자의 저혈압 예측 방법을 설명하기 위한 흐름도이다. 도 3은 본 발명의 일 실시 예에 따른 저혈압을 예측하는 딥러닝 학습 모델을 기계학습하는 방법을 설명하기 위한 흐름도이다. 도 4는 본 발명의 일 실시 예에 따른 딥러닝 기반 환자의 저혈압 예측 방법을 설명하기 위한 블록도이다. 도 5는 본 발명의 일 실시 예에 따른 환자의 모니터링 정보를 나타낸 예시도이다. 도 6 내지 도 8은 본 발명의 일 실시 예에 따른 학습 데이터를 생성하는 방법을 설명하기 위한 예시도이다. 도 9는 본 발명의 일 실시 예에 따른 딥 뉴럴 네트워크를 나타낸 예시도이다.
- [0024] 도 2 및 도 3의 동작들은 도 1의 환자의 저혈압 예측 장치(100)를 통해 수행될 수 있다.
- [0025] 도 2 내지 도 9를 참조하면, 일 실시 예에서, 동작 21에서, 데이터 획득부(110)는 환자의 PPG 데이터, 심전도 데이터 및 이산화탄소 분압 데이터를 획득할 수 있다. 예를 들어, 데이터 획득부(110)는 환자를 수술하는 동안 환자의 신체를 모니터링할 수 있고, 모니터링 결과에 기반하여 환자의 생체 신호를 획득할 수 있고, 획득한 환자의 생체 신호에 기반하여 PPG 데이터, 심전도 데이터 및 이산화탄소 분압 데이터를 획득할 수 있다.
- [0026] 한편, 데이터 획득부(110)는 환자에서 획득한 생체 신호(PPG 신호, 심전도 신호 및 이산화탄소 분압 신호)를 A/D 변환하여 도 4와 같이 PPG 데이터, 심전도 데이터(ECG) 및 이산화탄소(CO2) 분압 데이터를 획득할 수 있다. 따라서, 여기서 말하는 데이터는 생체 신호의 파형 이외에도 생체 신호와 관련된 여러 특징 값들도 포함하는 개념일 수 있다.
- [0027] 예를 들어, 데이터 획득부(110)는 외부 장치로부터 데이터들을 수신하거나 사용자(예: 의료진)로부터 입력받거나



나 심전도 센서로부터 심전도 신호를 수신할 수 있다.

- [0028] 예를 들어, 심전도(Electrocardiogram: ECG) 신호는 심장 계통의 질환을 판단할 때 사용되는 중요한 신호로 심장에서 발생하는 전기적인 신호를 측정하여 심장에서부터 전극까지의 전도계통의 이상 유무를 확인하여 질환유무를 판별할 수 있게 하는 신호이다.
- [0029] 도면에는 도시되지 않았지만, 환자의 저혈압 예측 장치(100)는 심전도 센서를 더 포함할 수 있고, 심전도 센서는 심전도 전극과 기준전극(또는 접지전극)을 포함하여 이루어지며, 심전도 신호를 검출할 수 있다. 경우에 따라서 심전도 전극은 2개일 수 있다. 심전도 센서는 손목, 발목, 흉부, 상체, 하체 등에 장착될 수 있다.
- [0030] 심전도 신호의 발생 원인인 심장박동은 우심방(Right Atrium)에 자리잡은 동방결절(Sinus Node)에서 시작된 임펄스가 먼저 우심방과 좌심방(Left Atrium)을 탈분극(Depolarization)시키며 방실결절(Atrioventricular Node)에서 잠시 지체된 후 심실을 활성화시킨다. 중격(Septum)이 가장 빠르고 벽이 얇은 우심실은 벽이 두꺼운 좌심실보다 먼저 활성화 된다. 푸르키네 섬유(Purkinje Fiber)까지 전달된 탈분극 파는 심근에서 파도(Wavefront)와 같이 심장내막에서 외 심막으로 퍼져나가면서 심실수축을 일으키게 된다. 정상적으로 전기적 자극이 심장을 통하여 전도되기 때문에 심장은 분당 약 60~100회 수축된다. 각 수축은 1회 심박동수로 나타낸다.
- [0031] 예를 들어, 심전도 신호는 P파, QRS 군(complex), ST 분절(segment), T 파 등을 포함한다. 등전위선(isoelectric line)은 심전도파형을 측정하는데 있어 기준이 되는 선이다. 등전위선과 ST 분절 사이의 공간을 ST 영역(area)이라고 한다. 이중 ECG 신호를 분석하기 위하여 중요한 부분이 Q, R, S파로 구성된 QRS 군이다. QRS군은 심장에서 심실에 혈액이 들어갔다 나가면서 수축할 때, 즉 심실에서 분극현상이 일어날 때의 전기적 신호가 발생하는 부분이며, ECG 신호에서 가장 명확하게 신호가 구분되는 부분이므로 심장이 뛰고 있다는 것을 확인할 수 있는 부분이다. QRS 군은 대략 0.06-0.12초 시간에서 발생한다. 이러한 파들은 표준 형태를 갖추어야 심장의 전기적 활성이 정상이라고 볼 수 있다. 표준 형태인지 아닌지를 파악하기 위해서는 각 파가 유지되는 시간, 각 파끼리의 간격(Interval), 각 파의 진폭, 첨도 등의 특징들이 정상 범위에 속하는지를 검사하여야 한다.
- [0032] 예를 들어, 심전도 데이터는 심전도 신호에서 획득한 심박수, QRS기간, PR인터벌, QT인터벌, T파의 유형, 상기 예들 이외에도 각 파가 유지되는 시간, 각 파끼리의 간격(Interval), 각 파의 진폭, 첨도 등의 특징 값들을 포함할 수 있다.
- [0033] 예를 들어, 도면에는 도시되지 않았지만, 저혈압 예측 장치(100)는 환자의 PPG를 검출할 수 있는 PPG 센서를 더 포함할 수 있다. 예를 들어, 광용적맥파(PPG)는 혈관의 혈류량이 심박이 땀에 따라 주기적으로 변화함을 이용한 것으로, 혈류량에 따라 인체 외부에서 입사한 빛이 반사되는 양이 달라짐을 이용하여 반사된 광량을 측정하여 심박을 추정하는 것이다.
- [0034] 예를 들어, 심전도 데이터와 같이 PPG 데이터도 각 고유 특성에 대응하는 파형을 가질 수 있고, 각 파형이 유지되는 시간, 각 파형끼리의 간격, 각 파형의 진폭, 첨도 등의 특징 값들을 포함할 수 있다. 또한, PPG 데이터는 파형 이외에도 평균값, 최대값 또는 최소값 등의 대표값도 포함할 수 있다.
- [0035] 예를 들어, 도면에는 도시되지 않았지만, 저혈압 예측 장치(100)는 환자의 이산화탄소 분압을 검출하는 EtCO2 센서를 더 포함할 수 있다. EtCO2 센서는 환자의 호기말 이산화탄소 분압을 검출하는 것으로, 폐에서 배출되는 이산화탄소를 비침습적으로 측정하여 심박출량의 간접적인 지표가 된다. 이산화탄소가 측정된다는 것은 심장이 운동을 하고 자발호흡이 있다는 의미가 된다.
- [0036] 상기 심전도 데이터와 같이 이산화탄소 분압 데이터도 각 고유 특성에 대응하는 파형을 가질 수 있고, 각 파형이 유지되는 시간, 각 파형끼리의 간격, 각 파형의 진폭, 첨도 등의 특징 값들을 포함할 수 있다.
- [0037] 일 실시 예에서, 동작 22에서, 데이터 처리부(120)는 PPG 데이터, 심전도 데이터 및 이산화탄소 분압 데이터를 전처리할 수 있다. 예를 들어, 데이터 처리부(120)는 도 4에 도시된 PPG 데이터, 심전도 데이터 및 이산화탄소 분압 데이터를 각각 샘플링(예: 100HZ 다운 샘플링)할 수 있고, PPG 데이터, 심전도 데이터 및 이산화탄소 분압 데이터를 동기화할 수 있다. 여기서 동기화란 PPG 데이터, 심전도 데이터 및 이산화탄소 분압 데이터를 Time step에 따라 정렬하는 것을 의미할 수 있다.
- [0038] 동작 23 내지 동작 25를 설명하기에 앞서 딥 뉴럴 네트워크를 기계학습하는 과정을 우선 설명한다. 본 발명의 딥 뉴럴 네트워크는 학습 모델 중 하나로써 PPG 데이터, 심전도 데이터 및 이산화탄소 분압 데이터를 입력 값으로 활용하여 저혈압 예측 값을 출력 값으로서 생성할 수 있다. 여기서 ground truth(또는 정답 값)으로 활용되는 값은 실제로 저혈압이 발생되어 일정 시간이상 지속된 경우 또는 정상 혈압을 가진 환자 데이터일 수 있다.

저혈압 발생 시점은 현재 시점 또는 n분 후 시점일 수 있다.

- [0039] 여기서, 저혈압이란 평균 동맥 혈압(mean artery pressure, MAP)이 65mmHg보다 작은 구간이 최소 1분 이상 지속될 경우일 수 있다. 또한 정상 혈압이란 평균 동맥 혈압이 75mmHg보다 크거나 같은 구간이 최소 20분 이상 지속될 경우일 수 있다.
- [0040] 일 실시 예에서, 동작 31에서, 데이터 획득부(110)는 복수의 환자들로부터 각각 PPG 데이터를 획득할 수 있다.
- [0041] 일 실시 예에서, 동작 32에서, 데이터 처리부(120)는 PPG 데이터를 분석함으로써 복수의 사용자들 각각의 동맥 혈압 데이터를 획득할 수 있다. 예를 들어, 데이터 처리부(120)는 PPG 데이터를 통해 환자의 심박수, 체온, 스트레스 정도, PPG 정상 파형 대비 비정상 또는 왜곡된 정도를 분석할 수 있고, 이를 통해 환자의 동맥 혈압 데이터를 획득할 수 있다. 이러한 PPG 데이터에 기반하여 동맥 혈압 데이터를 획득하는 방법은 기 공지된 방법으로 가능하다.
- [0042] 일 실시 예에서, 동작 33에서, 데이터 처리부(120)는 동맥 혈압 데이터를 분석함으로써 동맥 혈압 데이터를 저혈압 데이터와 정상 혈압 데이터로 분류할 수 있다. 예를 들어, 데이터 처리부(120)는 동맥 혈압 데이터에서 (b) 구간을 분석하여 저혈압인지 정상혈압인지 확인할 수 있다. 구체적으로, 예를 들어, 데이터 처리부(120)는 획득한 동맥 혈압 데이터를 분석함으로써 (b) 구간의 평균 동맥 혈압이 제1 기준 혈압(예:65mmHg)보다 작은 구간이 1분이상 지속되는 동맥 혈압 데이터를 저혈압 데이터로 분류하고 평균 동맥 혈압이 제2 기준 혈압(예:75mmHg)보다 크거나 동일한 구간이 20분 이상 지속되는 동맥 혈압 데이터를 정상혈압 데이터로 분류할 수 있다.
- [0043] 일 실시 예에서, 동작 34에서, 데이터 처리부(120)는 저혈압 데이터에서 미리 지정된 제1 구간과 정상혈압 데이터에서 미리 지정된 제2 구간을 입력 데이터로서 추출할 수 있다. 예를 들어, 제1 구간과 제2 구간은 도 6의 (a) 구간일 수 있고, 데이터 처리부(120)는 우선 (b) 구간의 동맥 혈압 데이터가 저혈압 또는 정상 혈압인지 먼저 확인한 이후, 적어도 n분 이전의 (a) 구간의 데이터를 입력 값으로써 추출할 수 있다. 즉, 제1 구간은 1분 이상 지속된 작은 구간의 발생 시점 기준으로 n분 이전의 미리 지정된 길이를 갖는 구간이고, 제2 구간은 정상 혈압 데이터에서 상기 20분 이상 지속된 큰 구간의 발생 시점 기준으로 n분 이전의 미리 지정된 길이를 갖는 구간일 수 있다. n 분 이전의 데이터를 획득하는 이후는 n분 이후의 저혈압 여부를 예측하기 위한 학습이기 때문이다. 물론, 여기서 데이터 처리의 기준으로써 n분 이전을 언급하고 있으나 이는 n분 n초 등 다양한 시간으로 변형될 수 있다.
- [0044] 예를 들어, 도 7에 도시된 바와 같이, 데이터 처리부(120)는 동맥 혈압 데이터를 분석하여 평균 동맥 혈압이 1분 이상 지속되는 저혈압 사건을 확인한 경우, 학습 데이터의 입력 값으로써 5분 전이 30초 입력 구간, 10분 전의 30초 입력 구간 및 15분 전의 30초 입력 구간을 추출할 수 있다. 이는 물론 일 예에 불과하고, 학습 데이터의 양을 충분히 확보하고 실제로 몇 분 이전에는 저혈압을 예측해야 효과적인지를 종합적으로 고려하여 몇 분전의 몇초 이상의 입력 구간들을 다양한 길이와 개수로 추출할 수 있다.
- [0045] 한편, 도 7에는 도시되지 않았지만, 데이터 처리부(120)는 학습데이터의 입력 값으로써 현재 시점의 30초 입력 구간도 추출하여 활용할 수 있다.
- [0046] 또한, 예를 들어, 도 8에 도시된 바와 같이, 데이터 처리부(120)는 동맥 혈압 데이터를 분석하여 평균 동맥 혈압이 20분 이상 지속되는 정상혈압 구간을 확인한 경우, 학습 데이터의 입력 값으로써 정상 혈압 구간의 중심을 기준으로 5분 간격의 30초 입력 구간, 10분 간격의 30초 입력 구간 및 15분 간격의 30초 입력 구간을 추출할 수 있다. 이는 물론 일 예에 불과하고, 학습 데이터의 양을 충분히 확보하고 실제로 몇 분 간격으로 정상 혈압을 예측해야 효과적인지를 종합적으로 고려하여 입력 값을 추출할 수 있다.
- [0047] 한편, 도 8에는 도시되지 않았지만, 데이터 처리부(120)는 학습데이터의 입력 값으로써 현재 시점의 30초 입력 구간도 추출하여 활용할 수 있다.
- [0048] 일 실시 예에서, 동작 35에서, 딥러닝부(130)는 저혈압 데이터와 정상혈압 데이터로 분류한 결과를 딥 뉴럴 네트워크의 정답 데이터로서 적용하고 추출한 입력 데이터를 딥 뉴럴 네트워크에 입력할 수 있다. 예를 들어, 딥 뉴럴 네트워크는 1차원 CNN(convolutioanal neural network) 또는 RNN(Recurrent Neural Network)일 수 있다.
- [0049] 예를 들어, RNN(Recurrent Neural Network)은 한개 이상의 특징값(벡터)가 입력되며, 새롭게 입력된 특징값에 이전에 입력된 특징 값에 대한 은닉층 또는 출력층의 출력값도 함께 입력되는 특징을 가지고 있다. 1차원 CNN(Convolutional Neural Network)은 1차원의 벡터 또는 행렬을 입력으로 받으며, 일반적인 ANN 단계 이전에



Convolution단계 또는 pooling단계 등이 이루어질 수 있다. Convolution 단계에서는 가중치(weight)를 가진 다차원의 행렬과 convolution 연산을 수행한다. pooling 단계에는 max pooling 또는 mean pooling 방식이 있다.

[0050] 예컨대, 1차원 CNN의 경우, 가중치(weight)를 다르게 부여한 1차원 필터를 이용하여 이미지 데이터로부터 1차원적 특징들을 보다 용이하게 추출할 수 있다. 예컨대, 주파수 대역별로 특징이 다른 이미지 데이터가 있는 경우, 각각의 시간 구간에 대하여 주파수 대역별로 다른 가중치를 갖는 1차원 필터를 이미지 데이터에 적용하여 2D CNN에 비해 좀더 세밀하게 주파수에 대한 특징을 추출할 수 있다.

[0051] 예를 들어, 딥 뉴럴 네트워크가 1차원 CNN일 경우, 도 9에 도시된 바와 같이 딥뉴럴 네트워크는 7개의 컨벌루션 레이어(convolution layer), 1개의 완전 연결 계층(fully-connected layer), 7개의 맥스 풀링 레이어(max-pooling layer) 및 8개의 드롭 아웃 레이어(dropout layer)를 포함할 수 있다. 또한, 각 컨벌루션 레이어에서 도출된 결과 값에 각각 batch normalization이 적용될 수 있고 ReLu가 활성화 함수로 적용될 수 있다. 여기서 드롭 아웃 레이어는 각각의 컨벌루션 레이어에 배치될 수 있다. 컨벌루션 레이어는 PPG 데이터, 심전도 데이터 및 이산화탄소 분압 데이터(3 x 3000 x L)가 입력될 수 있고 1 x 10 크기의 64개, 32 또는 128개의 필터를 가질 수 있다. 컨벌루션 레이어들은 입력 데이터들에 대해 합성곱을 수행하는 계층이며, 맥스 풀링 레이어는 주어진 영역에서 최대값을 선택하여 정보의 크기를 줄일 수 있고, 드롭 아웃 레이어는 과적합 방지를 위하여 한 레이어의 뉴런들에서 그 다음 레이어의 뉴런들로 연결되는 연결망 중 일정 비율만 선택할 수 있다. 완전 연결 레이어는 한 레이어의 뉴런들과 그 다음 레이어의 뉴런들 모두를 연결하는 변환을 할 수 있다. 이를 통해, 저혈압 예측 값이 출력될 수 있다. 예컨대, 저혈압 예측 값은 0과 1을 가질 수 있고, 0은 정상 혈압이고 1은 저혈압을 의미할 수 있다.

[0052] 일 실시 예에서, 동작 36에서, 딥러닝부(130)는 딥 뉴럴 네트워크를 통해 산출한 환자의 저혈압 예측 값을 정답 데이터와 비교할 수 있다. 예를 들어, 환자의 저혈압 예측 값은 PPG 데이터, 심전도 데이터 및 이산화탄소 분압 데이터를 획득한 시점 기준으로 n분 후에 환자에게 저혈압이 발생할 확률 또는 발생 여부를 나타내는 값이거나 데이터를 획득한 시점 이후 현재 시점의 저혈압이 발생할 확률 또는 발생 여부를 나타내는 값일 수 있다. 예컨대, 저혈압 예측 값은 저혈압이 몇%의 확률로 발생할 수 있다는 데이터를 포함할 수 있다. 또는 이와 달리 저혈압 예측 값은 0과 1을 가질 수 있고, 0은 정상 혈압이고 1은 저혈압을 의미할 수 있다. 또한, 현재 시점 또는 n분 후는 일 예일 수 있고 다양한 시간으로 설정될 수 있다.

[0053] 일 실시 예에서, 동작 37에서, 딥러닝부(130)는 동작 31 내지 동작 36을 반복적으로 수행함으로써 딥 뉴럴 네트워크를 지속적으로 기계학습할 수 있다. 이를 통해, 딥 뉴럴 네트워크의 필터 값 등을 조정할 수 있고, 저혈압 예측 값의 신뢰성을 높일 수 있다.

[0054] 상기 동작 31 내지 37을 통해 미리 기계학습된 딥 뉴럴 네트워크를 이용하여 하기 동작 23 내지 동작 25가 수행될 수 있다.

[0055] 일 실시 예에서, 동작 23에서, 딥러닝부(130)는 전처리한 PPG 데이터, 심전도 데이터 및 이산화탄소 분압 데이터를 미리 기계학습한 딥 뉴럴 네트워크에 입력할 수 있다. 예를 들어, 딥 뉴럴 네트워크는 딥 러닝 기술이 적용된 학습 모델로써 동작 31 내지 동작 36에 기반하여 미리 기계학습될 수 있다. 딥러닝부(130)는 PPG 데이터, 심전도 데이터 및 이산화탄소 분압 데이터의 과형의 변화 등을 종합적으로 분석하기 위해 3개의 데이터를 입력받을 수 있다. 또한, 3개의 데이터는 각각 딥 뉴럴 네트워크에 입력되거나 서로 미리 결합된 이후 하나의 데이터로써 입력될 수도 있다.

[0056] 일 실시 예에서, 동작 24에서, 딥러닝부(130)는 딥 뉴럴 네트워크를 통해 환자의 저혈압 예측 값을 산출할 수 있다. 예를 들어, 환자의 저혈압 예측 값은 PPG 데이터, 심전도 데이터 및 이산화탄소 분압 데이터를 획득한 시점 기준으로 n분 후에 환자에게 저혈압이 발생할 확률 또는 발생 여부를 나타내는 값이거나 데이터를 획득한 시점 이후 현재 시점의 저혈압이 발생할 확률 또는 발생 여부를 나타내는 값일 수 있다. 예컨대, 저혈압 예측 값은 저혈압이 몇%의 확률로 발생할 수 있다는 데이터를 포함할 수 있다. 또는 이와 달리 저혈압 예측 값은 0과 1을 가질 수 있고, 0은 정상 혈압이고 1은 저혈압을 의미할 수 있다. 또한, n분 후는 일 예일 수 있고 다양한 시간으로 설정될 수 있다.

[0057] 일 실시 예에서, 동작 25에서, 저혈압 판단부(140)는 환자의 저혈압 판단할 수 있다. 예를 들어, 저혈압 판단부(140)는 딥러닝부(130)에서 산출한 저혈압 예측 값에 기반하여 최종적으로 저혈압 여부를 판단할 수 있고, 저혈압 예측 장치(100)에 구비된 디스플레이 또는 음향 출력 장치를 통해 현재 시점 또는 n분 후 저혈압 발생 사실을 수술을 진행 중인 의료진에게 알릴 수 있다. 예를 들어, 저혈압 판단부(140)는 PPG 데이터, 심전도 데이터

및 이산화탄소 분압 데이터를 디스플레이를 통해 실시간으로 표시하면서 저혈압 예측 점수도 함께 표시할 수 있다. 예컨대, 저혈압 고위험군일 경우 도 4와 같이 저혈압 예측 점수를 53.8로 표시하면서 적색으로 하이라이트 표시할 수 있다. 여기서 저혈압 예측 점수는 0~100 범위의 값일 수 있고 0에 가까울수록 저혈압이 발생하지 않고 100에 가까울수록 저혈압 발생 고위험군에 해당할 수 있다.

[0058] 저혈압 쇼크는 앞서 기재한 바와 같이 환자에게 치명적으로 작용할 수 있고 수술 특성 상 마취제 등의 약물 사용이 제한되며 승압제 등 필요한 장치나 약물을 준비하는 데 5-10 분 이상의 시간이 소요될 수 있다. 따라서, 본 발명은 현재 실시간으로 획득한 데이터들에 기반하여 현재 시점 또는 몇 분 후의 저혈압 발생 여부를 정확히 예측할 수 있으므로 저혈압 쇼크를 효과적으로 방지할 수 있다.

[0059] 또한, 본 발명은 단순히 PPG 데이터만 분석하는 것이 아니라 심전도 데이터와 이산화탄소 분압 데이터를 추가로 고려하므로 저혈압 예측의 정확도 및 신뢰성이 기존보다 높다.

[0060] 본 발명의 효과를 확인하기 위해, 6388명의 수술 환자에서 수집된 임상 및 수술 중 생체 신호 자료 중에서 3487명의 PPG 데이터, 심전도 데이터 및 이산화탄소 분압 데이터를 선정하였고, 상기 선정한 데이터들에 기반하여 학습 데이터(train data)와 검증 데이터(정답 값, validation data)를 추출하였다. 학습 데이터는 환자 2440명의 사건 28207개로써 정상 혈압 14359건, 저혈압 13848건이고, 검증 데이터는 환자 1047명의 사건 12508개로써 정상 혈압 6198건, 저혈압 6310건이다. PPG 데이터만 이용한 학습 모델과 3개의 데이터(PPG 데이터, 심전도 데이터 및 이산화탄소 분압 데이터)를 이용한 본 발명의 학습 모델을 비교한 결과, 하기 표 1에 기재한 바와 같이 현재 시점, 5분 후 저혈압 예측, 10분 후 저혈압 예측, 15분 후 저혈압 예측 모두 본 발명의 학습 모델이 PPG 데이터만 이용한 학습 모델에 비해 AUC와 정확도가 모두 높음을 확인할 수 있었다.

표 1

| 저혈압 예측 시점 | PPG   |       | PPG + ECG + CO <sub>2</sub> |       |
|-----------|-------|-------|-----------------------------|-------|
|           | AUC   | 정확도   | AUC                         | 정확도   |
| 현재        | 0.888 | 80.7% | 0.910                       | 83.2% |
| 5분 후      | 0.804 | 74.2% | 0.844                       | 77.0% |
| 10분 후     | 0.778 | 72.6% | 0.825                       | 73.9% |
| 15분 후     | 0.769 | 72.3% | 0.815                       | 75.3% |

[0062] 본 발명의 일 면에 따른 딥러닝 기반 비침습 데이터를 활용한 사용자의 저혈압 예측 방법은, 상기 사용자의 PPG 데이터, 심전도 데이터 및 이산화탄소 분압(CO<sub>2</sub> capnography) 데이터를 획득하는 단계; 상기 PPG 데이터, 상기 심전도 데이터 및 상기 이산화탄소 분압 데이터를 전처리하는 단계; 및 상기 전처리한 PPG 데이터, 상기 심전도 데이터 및 상기 이산화탄소 분압 데이터를 미리 기계학습한 딥 뉴럴 네트워크에 입력하여, 상기 딥 뉴럴 네트워크를 통해 상기 사용자의 저혈압 예측 값을 산출하는 단계;를 포함한다.

[0063] 다양한 실시 예에 따르면, 상기 데이터를 획득하는 단계는 상기 환자를 수술하는 동안 획득한 환자의 생체 신호에 기반하여 상기 PPG 데이터, 상기 심전도 데이터 및 상기 이산화탄소 분압 데이터를 획득하는 단계;를 포함할 수 있다.

[0064] 다양한 실시 예에 따르면, 상기 데이터를 전처리하는 단계는, 상기 PPG 데이터, 상기 심전도 데이터 및 상기 이산화탄소 분압 데이터를 각각 샘플링하는 단계; 및 상기 PPG 데이터, 상기 심전도 데이터 및 상기 이산화탄소 분압 데이터를 동기화하는 단계;를 포함할 수 있다.

[0065] 다양한 실시 예에 따르면, 상기 사용자의 저혈압 예측 값은 상기 사용자의 저혈압 예측 값은 상기 PPG 데이터, 상기 심전도 데이터 및 상기 이산화탄소 분압 데이터를 획득한 이후의 현재 시점에서 상기 사용자에게 저혈압이 발생할 확률일 수 있다.

[0066] 다양한 실시 예에 따르면, 상기 환자의 저혈압 예측 값은 상기 PPG 데이터, 상기 심전도 데이터 및 상기 이산화탄소 분압 데이터를 획득한 시점 기준으로 n분 후에 상기 환자에게 저혈압이 발생할 확률일 수 있다.

[0067] 다양한 실시 예에 따르면, 복수의 사용자들로부터 각각 PPG 데이터를 획득하는 단계; 상기 획득한 PPG 데이터를 분석함으로써 상기 복수의 사용자들 각각의 동맥 혈압 데이터를 획득하는 단계; 상기 획득한 동맥 혈압 데이터를 분석함으로써 평균 동맥 혈압이 제1 기준 혈압보다 작은 구간이 1분이상 지속되는 동맥 혈압 데이터를 저혈압 데이터로 분류하고 평균 동맥 혈압이 제2 기준 혈압보다 크거나 동일한 구간이 20분 이상 지속되는 동맥 혈

압 데이터를 정상혈압 데이터로 분류하는 단계; 상기 저혈압 데이터에서 미리 지정된 제1 구간과 상기 정상혈압 데이터에서 미리 지정된 제2 구간을 입력 데이터로서 추출하는 단계; 및 상기 저혈압 데이터와 상기 정상혈압 데이터로 분류한 결과를 상기 딥 뉴럴 네트워크의 정답 데이터로서 적용하고 상기 추출한 입력 데이터를 상기 딥 뉴럴 네트워크에 입력하여, 상기 딥 뉴럴 네트워크를 통해 산출한 사용자의 저혈압 예측 값을 상기 정답 데이터와 비교하는 단계;를 포함할 수 있다.

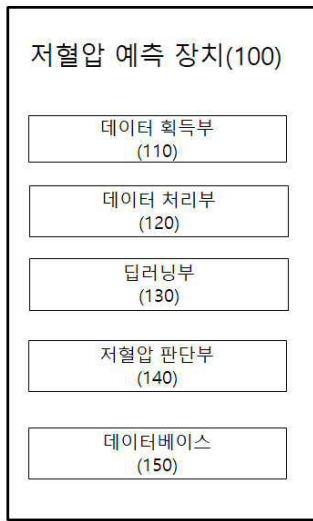
- [0068] 다양한 실시 예에 따르면, 상기 각각 PPG 데이터를 획득하는 단계, 상기 분류하는 단계, 상기 추출하는 단계 및 상기 비교하는 단계를 반복적으로 수행함으로써 상기 딥 뉴럴 네트워크를 지속적으로 기계학습하는 단계;를 더 포함할 수 있다.
- [0069] 다양한 실시 예에 따르면, 상기 제1 구간은 상기 1분 이상 지속된 작은 구간의 발생 시점 기준으로 n분 이전의 미리 지정된 길이를 갖는 구간이고, 상기 제2 구간은 상기 정상혈압 데이터에서 상기 20분 이상 지속된 큰 구간의 발생 시점 기준으로 n분 이전의 미리 지정된 길이를 갖는 구간일 수 있다.
- [0070] 다양한 실시 예에 따르면, 상기 딥 뉴럴 네트워크는 1차원 CNN(convolutioanal neural network) 또는 RNN(Recurrent Neural Network)일 수 있다.
- [0071] 다양한 실시 예에 따르면, 딥러닝 기반 환자의 저혈압 예측 프로그램은 하드웨어인 컴퓨터와 결합되어, 제1항 내지 제9항 중 어느 한 항의 방법을 실행시키기 위하여 매체에 저장될 수 있다.
- [0072] 본 발명의 실시예와 관련하여 설명된 방법 또는 알고리즘의 단계들은 하드웨어로 직접 구현되거나, 하드웨어에 의해 실행되는 소프트웨어 모듈로 구현되거나, 또는 이들의 결합에 의해 구현될 수 있다. 소프트웨어 모듈은 RAM(Random Access Memory), ROM(Read Only Memory), EPROM(Erasable Programmable ROM), EEPROM(Electrically Erasable Programmable ROM), 플래시 메모리(Flash Memory), 하드 디스크, 착탈형 디스크, CD-ROM, 또는 본 발명이 속하는 기술 분야에서 잘 알려진 임의의 형태의 컴퓨터 판독가능 기록매체에 상주할 수도 있다.
- [0073] 이상, 첨부된 도면을 참조로 하여 본 발명의 실시예를 설명하였지만, 본 발명이 속하는 기술분야의 통상의 기술자는 본 발명이 그 기술적 사상이나 필수적인 특징을 변경하지 않고서 다른 구체적인 형태로 실시될 수 있다는 것을 이해할 수 있을 것이다. 그러므로, 이상에서 기술한 실시예들은 모든 면에서 예시적인 것이며, 제한적이지 않은 것으로 이해해야만 한다.

## 부호의 설명

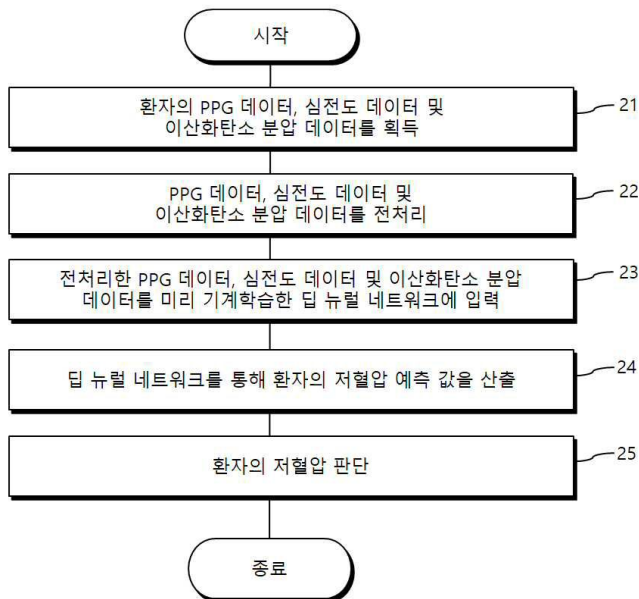
- [0074] 100 : 저혈압 예측 장치
- 110 : 데이터 획득부
- 120 : 데이터 처리부
- 130 : 딥러닝부
- 140 : 저혈압 판단부
- 150 : 데이터베이스

도면

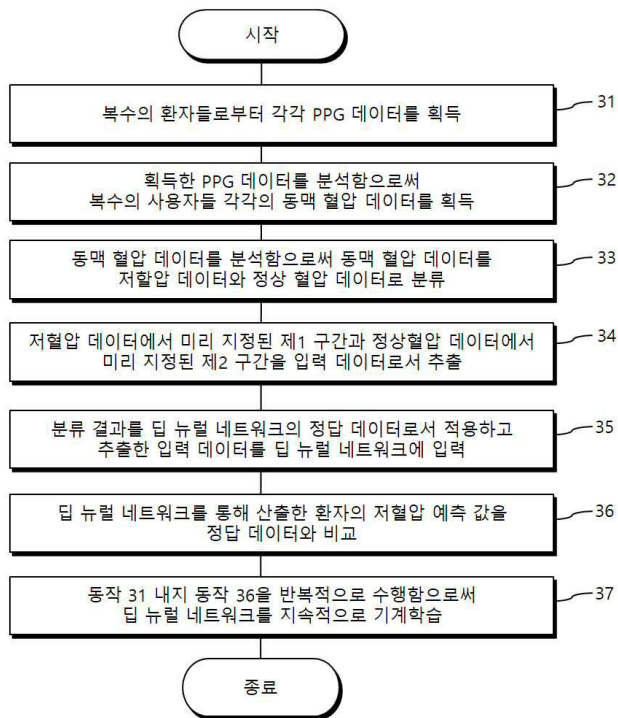
도면1



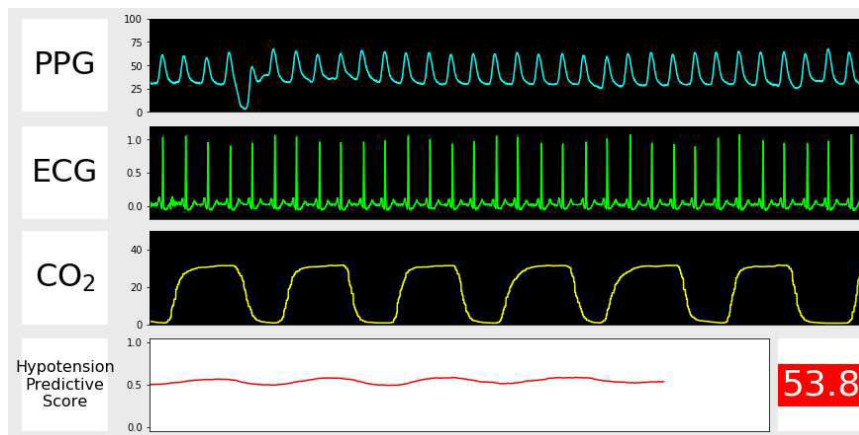
도면2



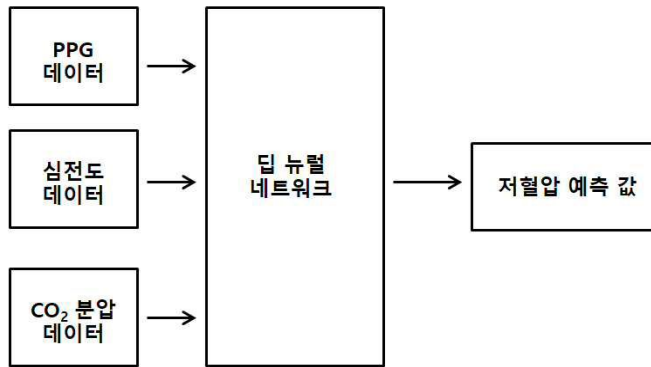
도면3



도면4

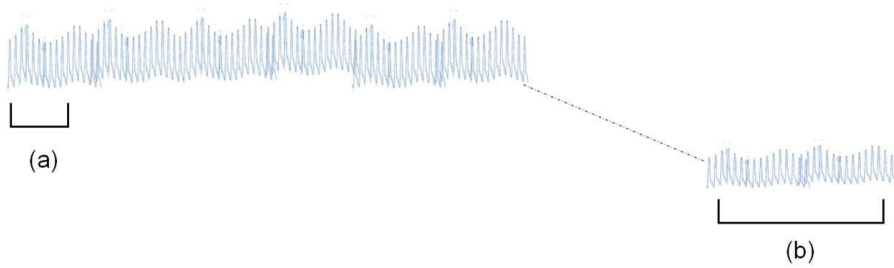


도면5

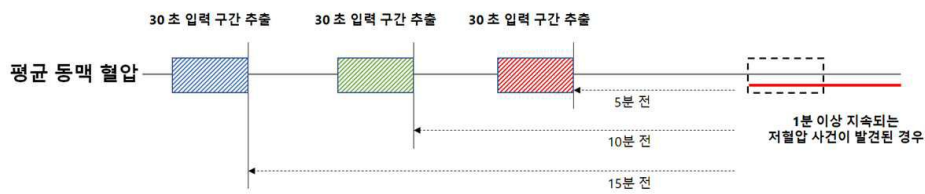


도면6

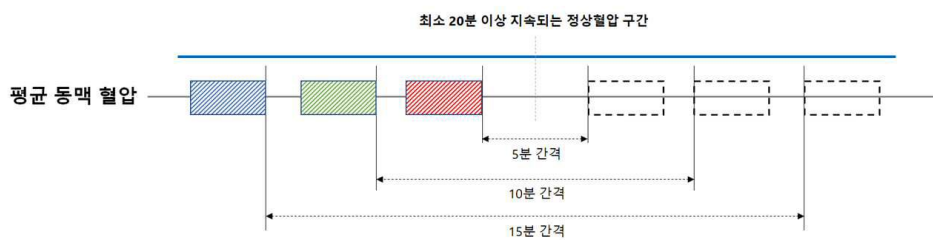
동맥 혈압 데이터



도면7



도면8





도면9

