(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2021-0085006
(43) 공개일자 2021년07월08일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
A61B 5/022 (2006.01) *A61B 5/00* (2021.01)
A61B 5/021 (2006.01) *G06N 3/04* (2006.01)
G06N 3/08 (2006.01) *G16H 50/20* (2018.01)
(52) CPC특허분류
A61B 5/02225 (2013.01)
A61B 5/02108 (2013.01)
(21) 출원번호 10-2019-0177584
(22) 출원일자 2019년12월30일
심사청구일자 2019년12월30일

(71) 출원인
인천대학교 산학협력단
인천광역시 연수구 아카데미로 119 (송도동)
(72) 발명자
전광길
인천광역시 연수구 해송로 70, 209동 805호(송도동, 송도웰카운티2단지)
(74) 대리인
특허법인충정

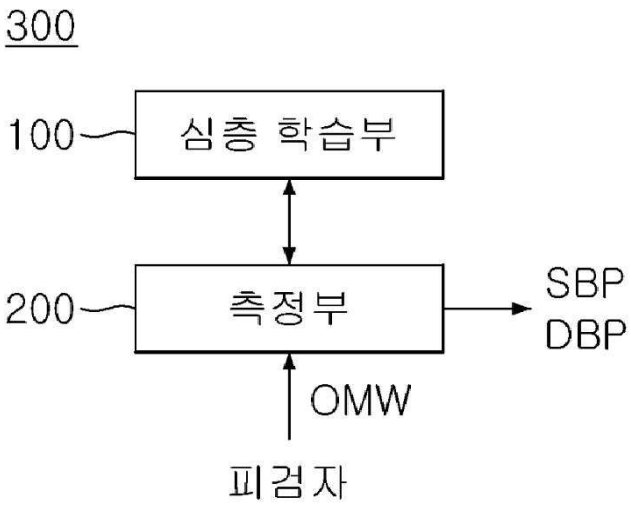
전체 청구항 수 : 총 5 항

(54) 발명의 명칭 **심층 학습 회귀 분석을 적용한 혈압 측정 방법**

(57) 요 약

본 발명은 심층 학습 회귀 분석을 적용한 혈압 측정 방법에 관한 것으로서, 본 발명의 혈압 측정 장치에서의 혈압 측정 방법은, 복수의 피검자들의 오실로메트릭 파형에 대해 제1특징점을 추출해 노멀리제이션 한 후 혈압 데이터를 출력하기 위한 심층 학습 회귀 분석을 통해 학습된 상기 제1특징점과 상기 혈압 데이터에 대한 대응 관계를 데이터베이스에 축적하는 단계; 및 피검자의 오실로메트릭 파형에 대해 제2특징점을 추출해 노멀리제이션 한 후 상기 데이터베이스를 참조하여 상기 제2특징점과 매칭되는 혈압 데이터를 독출하여 출력하는 단계를 포함한다.

대 표 도 - 도1



(52) CPC특허분류
A61B 5/7264 (2013.01)
A61B 5/7275 (2013.01)
A61B 5/7278 (2021.01)
G06N 3/0427 (2013.01)
G06N 3/08 (2013.01)
G16H 50/20 (2018.01)

명 세 서

청구범위

청구항 1

혈압 측정 장치에서의 혈압 측정 방법에 있어서,

복수의 피검자들의 오실로메트릭 파형에 대해 제1특징점을 추출해 노멀리제이션 한 후 혈압 데이터를 출력하기 위한 심층 학습 회귀 분석을 통해 학습된 상기 제1특징점과 상기 혈압 데이터에 대한 대응 관계를 데이터베이스에 축적하는 단계; 및

피검자의 오실로메트릭 파형에 대해 제2특징점을 추출해 노멀리제이션 한 후 상기 데이터베이스를 참조하여 상기 제2특징점과 매칭되는 혈압 데이터를 독출하여 출력하는 단계

를 포함하는 혈압 측정 방법.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 제1특징점 및 상기 제2특징점은, 최대진폭(MA), 파형 시작점으로부터 최대진폭(MA)까지의 시간(MAPL), 파형 시작점으로부터 파형 종점까지의 시간(EL), 상승커브에서 최대진폭(MA)으로부터 소정의 제1비율만큼 뺀 값을 갖는 시간과 진폭의 위치(σ1,a1), 및 하강커브에서 최대진폭(MA)으로부터 소정의 제2비율만큼 뺀 값을 갖는 시간과 진폭의 위치(σ2,a2)를 포함하는 혈압 측정 방법.

청구항 3

제1항에 있어서,

상기 혈압 데이터는 수축기 혈압 및 이완기 혈압을 포함하는 혈압 측정 방법.

청구항 4

제1항에 있어서,

상기 데이터베이스에 축적하는 단계는, 상기 제1특징점 중 수축기 혈압 관련 데이터를 이용하여 상기 혈압 데이터 중 수축기 혈압에 대해 학습하고, 상기 제1특징점 중 이완기 혈압 관련 데이터를 이용하여 상기 혈압 데이터 중 이완기 혈압에 대해 학습하여, 상기 수축기 혈압 및 이완기 혈압에 대해 각각 독립적으로 상기 대응 관계를 데이터베이스에 축적하는 혈압 측정 방법.

청구항 5

제1항에 있어서,

상기 데이터베이스에 축적하는 단계는,

상기 심층 학습 회귀 분석에서, 상기 제1특징점을 입력받는 레이어와 상기 혈압 데이터를 출력하는 레이어 사이에, 상하위 레이어를 연결하는 복수의 히든 레이어가,

새로이 입력된 특징점 데이터 X*에 대한 각 레이어(i=1,2,...,l) 간의 관계가 확률 $\mathbb{P}(\mathbf{X}^*, \mathbf{s}^1, \mathbf{s}^2, ..., \mathbf{s}^l)$ 조건을 만족하도록, 하기의 수학식을 기초로 수축기 혈압(SBP)/이완기 혈압(DBP)을 결정하되,

$$\begin{aligned}\mathbb{P}(\mathbf{X}^*, \mathbf{s}^1, \mathbf{s}^2, ..., \mathbf{s}^l) &= \mathbb{P}(\mathbf{X}^*|\mathbf{s}^1)\mathbb{P}(\mathbf{s}^1|\mathbf{s}^2)\cdots\mathbb{P}(\mathbf{s}^{l-2}|\mathbf{s}^{l-1})P(\mathbf{s}^{l-1}|\mathbf{s}^l) \\ &= \frac{1}{Q}\exp^{-\mathbf{s}\mathbf{W}\mathbf{X}^* - \mathbf{c}^T\mathbf{X}^* - \mathbf{b}^T\mathbf{s}}\end{aligned}$$

여기서, 상위레이어(i)와 하위 레이어(i+1) 간 조건부 확률 $P(s^i|s^{i+1})$, 분배계수 Q, 가중치 W, 입력된 특징점

데이터 X*에 대한 바이어스c, 히든유닛들(s=s^1, s^2,...,s^l)에 대한 바이어스b을 이용하는 혈압 측정 방법.

발명의 설명

기 술 분 야

[0001] 본 발명은 혈압 측정 방법에 관한 것으로서, 특히, 심층 학습 회귀(Deep Learning Regression) 분석을 기초로 혈압을 측정하는 방법에 관한 것이다.

배 경 기 술

[0002] 건강 및 의료 서비스에 대한 사람들의 관심은 나날이 증가하고 있다. 이에 따라 웨어러블 기기(wearable device)를 이용하여 사용자의 건강상태를 주기적으로 모니터링하고, 원격으로 건강 관리 정보를 제공하는 헬스케어 서비스에 관한 연구도 증가하고 있는 추세이다. 그 중 혈압 측정은 고혈압 환자 및 저혈압 환자와 같이 매일같이 혈압을 확인해야 하는 사람들에게 있어 심혈관의 정상적인 기능을 간접적으로 확인시켜 주므로 매우 중요하게 다루어져야 한다. 그런데, 기존의 혈압 장치는 부정확한 측정값을 제시하는 문제점이 있으므로, 정확한 혈압 측정값을 제공하도록 이를 개선하고자 한다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0003] 따라서, 본 발명은 상술한 문제점을 해결하기 위하여 안출된 것으로, 본 발명의 목적은, 심층 학습 회귀(Deep Learning Regression) 분석을 기초로 수축기 혈압(SBP)과 이완기 혈압(DBP)을 추정하여 신뢰성있는 정확한 혈압 값을 측정할 수 있는 방법을 제공하는 데 있다.

과제의 해결 수단

[0004] 먼저, 본 발명의 특징을 요약하면, 상기의 목적을 달성하기 위한 본 발명의 일면에 따른 혈압 측정 장치에서의 혈압 측정 방법은, 복수의 피검자들의 오실로메트릭 파형에 대해 제1특징점을 추출해 노멀리제이션 한 후 혈압 데이터를 출력하기 위한 심층 학습 회귀 분석을 통해 학습된 상기 제1특징점과 상기 혈압 데이터에 대한 대응 관계를 데이터베이스에 축적하는 단계; 및 피검자의 오실로메트릭 파형에 대해 제2특징점을 추출해 노멀리제이션 한 후 상기 데이터베이스를 참조하여 상기 제2특징점과 매칭되는 혈압 데이터를 독출하여 출력하는 단계를 포함한다.

[0005] 상기 제1특징점 및 상기 제2특징점은, 최대진폭(MA), 파형 시작점으로부터 최대진폭(MA)까지의 시간(MAPL), 파형 시작점으로부터 파형 종점까지의 시간(EL), 상승커브에서 최대진폭(MA)으로부터 소정의 제1비율만큼 뺀 값을 갖는 시간과 진폭의 위치(σ1,a1), 및 하강커브에서 최대진폭(MA)으로부터 소정의 제2비율만큼 뺀 값을 갖는 시간과 진폭의 위치(σ2,a2)를 포함한다.

[0006] 상기 혈압 데이터는 수축기 혈압 및 이완기 혈압을 포함한다.

[0007] 상기 데이터베이스에 축적하는 단계는, 상기 제1특징점 중 수축기 혈압 관련 데이터를 이용하여 상기 혈압 데이터 중 수축기 혈압에 대해 학습하고, 상기 제1특징점 중 이완기 혈압 관련 데이터를 이용하여 상기 혈압 데이터 중 이완기 혈압에 대해 학습하여, 상기 수축기 혈압 및 이완기 혈압에 대해 각각 독립적으로 상기 대응 관계를 데이터베이스에 축적한다.

[0008] 상기 데이터베이스에 축적하는 단계는, 상기 심층 학습 회귀 분석에서, 상기 제1특징점을 입력받는 레이어와 상기 혈압 데이터를 출력하는 레이어 사이에, 상하위 레이어를 연결하는 복수의 히든 레이어가, 새로이 입력된 특징점 데이터 X*에 대한 각 레이어(i=1,2,...,l) 간의 관계가 확률 $\mathbb{P}(\mathbf{X}^*, \mathbf{s}^1, \mathbf{s}^2, \ldots, \mathbf{s}^l)$ 조건을 만족하도록, 하기의 수학식을 기초로 수축기 혈압(SBP)/이완기 혈압(DBP)을 결정하되,

$$\mathbb{P}(\mathbf{X}^*, \mathbf{s}^1, \mathbf{s}^2, ..., \mathbf{s}^l) = \mathbb{P}(\mathbf{X}^*|\mathbf{s}^1)\mathbb{P}(\mathbf{s}^1|\mathbf{s}^2)\cdots\mathbb{P}(\mathbf{s}^{l-2}|\mathbf{s}^{l-1})P(\mathbf{s}^{l-1}|\mathbf{s}^l)$$
$$= \frac{1}{Q}\exp^{-\mathbf{s}\mathbf{W}\mathbf{X}^* - \mathbf{c}^T\mathbf{X}^* - \mathbf{b}^T\mathbf{s}}$$

[0009]

[0010] 여기서, 상위레이어(i)와 하위 레이어(i+1) 간 조건부 확률 $P(s^i|s^{i+1})$, 분배계수 Q, 가중치 W, 입력된 특징점 데이터 X*에 대한 바이어스c, 히든유닛들($s=s^1, s^2,...,s^l$)에 대한 바이어스b을 이용한다.

발명의 효과

[0011] 본 발명에 따른 심층 학습 회귀 분석을 적용한 혈압 측정 방법은, 심층 학습 회귀(Deep Learning Regression) 분석을 기초로 수축기 혈압(SBP)과 이완기 혈압(DBP)을 추정하여 신뢰성있는 정확한 혈압값을 제공할 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0012] 본 발명에 관한 이해를 돕기 위해 상세한 설명의 일부로 포함되는 첨부도면은, 본 발명에 대한 실시예를 제공하고 상세한 설명과 함께 본 발명의 기술적 사상을 설명한다.

도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 심층 학습 회귀 분석을 적용한 혈압 측정 장치를 설명하기 위한 도면이다.

도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 심층 학습부의 구체적인 블록도이다.

도 3은 본 발명의 오실로메트릭 파형의 처리 예를 설명하기 위한 도면이다.

도 4는 본 발명의 심층 학습 회귀 분석을 설명하기 위한 도면이다.

도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 혈압 측정 장치의 구현 방법의 일례를 설명하기 위한 도면이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0013] 이하에서는 첨부된 도면들을 참조하여 본 발명에 대해서 자세히 설명한다. 이때, 각각의 도면에서 동일한 구성요소는 가능한 동일한 부호로 나타낸다. 또한, 이미 공지된 기능 및/또는 구성에 대한 상세한 설명은 생략한다. 이하에 개시된 내용은, 다양한 실시 예에 따른 동작을 이해하는데 필요한 부분을 중점적으로 설명하며, 그 설명의 요지를 흐릴 수 있는 요소들에 대한 설명은 생략한다. 또한 도면의 일부 구성요소는 과장되거나 생략되거나 또는 개략적으로 도시될 수 있다. 각 구성요소의 크기는 실제 크기를 전적으로 반영하는 것이 아니며, 따라서 각각의 도면에 그려진 구성요소들의 상대적인 크기나 간격에 의해 여기에 기재되는 내용들이 제한되는 것은 아니다.

[0014] 본 발명의 실시예들을 설명함에 있어서, 본 발명과 관련된 공지기술에 대한 구체적인 설명이 본 발명의 요지를 불필요하게 흐릴 수 있다고 판단되는 경우에는 그 상세한 설명을 생략하기로 한다. 그리고, 후술되는 용어들은 본 발명에서의 기능을 고려하여 정의된 용어들로서 이는 사용자, 운용자의 의도 또는 관례 등에 따라 달라질 수 있다. 그러므로 그 정의는 본 명세서 전반에 걸친 내용을 토대로 내려져야 할 것이다. 상세한 설명에서 사용되는 용어는 단지 본 발명의 실시 예들을 기술하기 위한 것이며, 결코 제한적이어서는 안 된다. 명확하게 달리 사용되지 않는 한, 단수 형태의 표현은 복수 형태의 의미를 포함한다. 본 설명에서, "포함" 또는 "구비"와 같은 표현은 어떤 특성들, 숫자들, 단계들, 동작들, 요소들, 이들의 일부 또는 조합을 가리키기 위한 것이며, 기술된 것 이외에 하나 또는 그 이상의 다른 특성, 숫자, 단계, 동작, 요소, 이들의 일부 또는 조합의 존재 또는 가능성을 배제하도록 해석되어서는 안 된다.

[0015] 또한, 제1, 제2 등의 용어는 다양한 구성요소들을 설명하는데 사용될 수 있지만, 상기 구성요소들은 상기 용어들에 의해 한정되는 것은 아니며, 상기 용어들은 하나의 구성요소를 다른 구성요소로부터 구별하는 목적으로만 사용된다.

[0016] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 심층 학습 회귀 분석을 적용한 혈압 측정 장치(300)를 설명하기 위한 도면이다.

[0017] 도 1을 참조하면, 본 발명의 일 실시예에 따른 혈압 측정 장치(300)는, 심층학습부(100) 및 측정부(200)를 포함한다.

[0018] 심층학습부(100)는 피검자들(사용자들)의 오실로메트릭 파형에 대해 심층 학습 회귀 분석을 통해 학습된 혈압

데이터를 데이터베이스(170)에 미리 축적하여 저장한다. 여기서, 혈압 데이터는 수축기 혈압(SBP, systolic blood pressure) 및 이완기 혈압(DBP, diastolic blood pressure)을 포함한다.

[0019] 즉, 심층학습부(100)는, 복수의 피검자들의 오실로메트릭 파형에 대해 제1특징점을 추출해 노멀리제이션(normalization) 한 후 혈압 데이터를 출력하기 위한 심층 학습 회귀 분석을 통해 학습시켜, 상기 제1특징점과 상기 혈압 데이터에 대한 대응 관계를 데이터베이스(170)에 축적한다.

[0020] 측정부(200)는 심층 학습 회귀 분석이 수행된 심층학습부(100)의 데이터베이스(170)를 적용하여, 피검자의 오실로메트릭 파형에 대해 혈압 데이터를 결정한다. 여기서, 혈압 데이터는 수축기 혈압(SBP, systolic blood pressure) 및 이완기 혈압(DBP, diastolic blood pressure)을 포함한다.

[0021] 즉, 측정부(200)는, 피검자의 오실로메트릭 파형에 대해 제2특징점을 추출해 노멀리제이션 한 후 심층학습부(100)의 데이터베이스(170)를 참조하여 상기 제2특징점과 매칭되는 혈압 데이터를 독출하여 출력한다.

[0022] 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 심층 학습부(100)의 구체적인 블록도이다.

[0023] 도 2를 참조하면, 심층 학습부(100)는, 엔벨로프(envelope) 추출부(110), 스무딩(smoothing) 필터(120), 특징점 추출부(130), 노멀리제이션부(140), SBP 심층학습 회귀분석부(150), DBP 심층학습 회귀분석부(160), 혈압정보 데이터베이스(170)를 포함한다.

[0024] 심층학습부(100)는, 먼저, 도 3의 (a)와 같이, 각 피검자에 대한 오실로메트릭 파형(OMW, oscillometric waveform)을 수신하면, 엔벨로프 추출부(110)는 소정의 회로 수단을 이용하여 도 3의 (b)와 같이 해당 오실로메트릭 파형의 엔벨로프 파형을 추출한다. 오실로메트릭 파형(OMW)은 피검자에 착용된 커프에 공기압을 가하고 천천히 공기를 빼줄때, 동맥혈관 위의 커프에 생기는 시간에 따른 압진동(pressure oscillation)의 크기를 압센서(pressure sensor)에 의해 감지해 생성한 전기적 신호이다.

[0025] 스무딩 필터(120)는 엔벨로프 추출부(110)로부터의 엔벨로프 파형에 대해 소정의 스무딩 회로 수단을 이용해 왜곡이 제거된 스무딩 파형을 생성한다. 여기서 소정의 다항식 함수를 이용해 스무딩 파형으로 근사화할 수도 있다.

[0026] 특징점 추출부(130)는 상기 스무딩 파형으로부터 하나 이상의 특징점을 추출한다. 예를 들어, 이와 같은 특징점으로는, 도 3의 (b)와 같이, 수신 엔벨로프 파형에 대응된 상기 스무딩 파형에서의, 최대진폭(MA), 파형 시작점으로부터 최대진폭(MA)까지의 시간(MAPL), 파형 시작점으로부터 파형 종점까지의 시간(EL), 상승커브에서 최대진폭(MA)으로부터 소정의 제1비율(예, 30%)만큼 뺀 값을 갖는 시간과 진폭의 위치(σ1,a1), 및 하강커브에서 최대진폭(MA)으로부터 소정의 제2비율(예, 40%)만큼 뺀 값을 갖는 시간과 진폭의 위치(σ2,a2) 등이 포함될 수 있다.

[0027] 노멀리제이션부(140)는 특징점 추출부(130)로부터의 특징점들에 대해 노멀리제이션(normalization)을 수행한다. 예를 들어, 다수의 피검자들의 각 특징점 데이터를 상대적인 값으로 노멀리제이션함으로써 하기의 심층 학습 과정에서 중요하지 않은 데이터의 가중치가 작게 설정되도록 하여 빠른 학습이 처리되도록 할 수 있다. (x-a)/(b-a) 등과 같은 식으로 각 특징점 데이터셋의 노멀리제이션이 가능하며, 여기서 b는 최대값, a는 최소값, x는 해당 특징점 데이터이다. 이와 같은 노멀리제이션식은 하나의 예이며, 이외에도 다양한 함수가 노멀리제이션에 이용될 수 있다.

[0028] SBP 심층학습 회귀분석부(150)와 DBP 심층학습 회귀분석부(160)는 상기 노멀리제이션된 특징점들을 혈압 데이터를 출력하기 위한 심층 학습 회귀 분석을 통해 학습시켜, 해당 특징점들과 혈압 데이터, 즉, 수축기 혈압(SBP)과 이완기 혈압(DBP) 각각에 대한 대응 관계를 데이터베이스(170)에 업데이트하여 축적한다.

[0029] 즉, 상기 노멀리제이션된 특징점들은 수축기 혈압(SBP) 관련 데이터와 이완기 혈압(DBP) 관련 데이터를 포함한다. 위의 예에서, 최대진폭(MA), 파형 시작점으로부터 최대진폭(MA)까지의 시간(MAPL), 파형 시작점으로부터 파형 종점까지의 시간(EL)은 수축기 혈압(SBP)과 이완기 혈압(DBP)에 공통적으로 관련된 데이터이며, 시간과 진폭의 위치(σ1,a1)는 수축기 혈압(SBP) 관련 데이터이고, 시간과 진폭의 위치(σ2,a2)는 이완기 혈압(DBP) 관련 데이터이다.

[0030] 따라서, SBP 심층학습 회귀분석부(150)와 DBP 심층학습 회귀분석부(160)는 수축기 혈압(SBP), 이완기 혈압(DBP)에 대해 각각 독립적으로 학습하여 상기 노멀리제이션된 특징점들과 수축기 혈압(SBP)과 이완기 혈압(DBP) 각각에 대한 대응 관계를 데이터베이스(170)에 업데이트하여 축적한다.

[0031] SBP 심층학습 회귀분석부(150)는 상기 노멀리제이션된 특징점들 중 수축기 혈압(SBP) 관련 데이터를 이용하여 상기 혈압 데이터 중 수축기 혈압(SBP)에 대해 심층 학습 회귀 분석을 통해 학습하여, 상기 노멀리제이션된 특징점들과 수축기 혈압(SBP)에 대한 대응 관계를 데이터베이스(170)에 축적한다. SBP 심층학습 회귀분석부(150)는 이때 기준이 되는 특징점들과 해당 수축기 혈압(SBP)에 대한 대응관계를 참조하여 새로이 입력되는 피검자의 특징점에 대해 수축기 혈압(SBP)을 결정하고 데이터베이스(170)에 축적하는 학습 과정을 반복하여 신뢰성있는 데이터를 업데이트하여 축적시킨다.

[0032] DBP 심층학습 회귀분석부(160)는 상기 노멀리제이션된 특징점들 중 이완기 혈압(DBP) 관련 데이터를 이용하여 상기 혈압 데이터 중 이완기 혈압(DBP)에 대해 심층 학습 회귀 분석을 통해 학습하여, 상기 노멀리제이션된 특징점들과 이완기 혈압(DBP)에 대한 대응 관계를 데이터베이스(170)에 업데이트하여 축적한다. DBP 심층학습 회귀분석부(160)는 이때 기준이 되는 특징점들과 해당 이완기 혈압(DBP)에 대한 대응관계를 참조하여 새로이 입력되는 피검자의 특징점에 대해 이완기 혈압(DBP)을 결정하고 데이터베이스(170)에 축적하는 학습 과정을 반복하여 신뢰성있는 데이터를 업데이트하여 축적시킨다.

[0033] 도 4는 본 발명의 심층 학습 회귀 분석을 설명하기 위한 도면이다.

[0034] 도 4를 참조하면, SBP 심층학습 회귀분석부(150)와 DBP 심층학습 회귀분석부(160) 각각은, 심층 학습 회귀 분석을 통한 학습 과정을 위하여, 입력 데이터로서 새로이 입력되는 피검자의 특징점을 입력 받는 레이어(410), 수축기 혈압(SBP)/이완기 혈압(DBP) 각각을 출력하는 레이어(420), 및 입력 레이어(410)와 출력 레이어(420) 사이에 상하위 레이어를 연결하는 복수의 히든 레이어(430)을 포함한다.

[0035] SBP 심층학습 회귀분석부(150)와 DBP 심층학습 회귀분석부(160) 각각은, 기준이 되는 입력 특징점들과 해당 수축기 혈압(SBP)/이완기 혈압(DBP)에 대한 대응관계를 참조하여, 새로이 입력되는 피검자의 특징점에 대해 수축기 혈압 (SBP)/이완기 혈압(DBP)을 결정하고 데이터베이스(170)에 축적하되, 입력 특징점들 중 수축기 혈압(SBP)/이완기 혈압(DBP) 관련 데이터에 대해 심층 학습 회귀 분석을 통해 학습하여, 해당 특징점들과 수축기 혈압(SBP)/이완기 혈압(DBP) 각각에 대한 대응 관계를 데이터베이스(170)에 업데이트하여 축적한다.

[0036] 이를 위하여, 입력 레이어(410) 측의 상위의 특징점 데이터는 복수의 히든 레이어(430)를 거치면서 최하위의 출력 레이어(420)를 통해 수축기 혈압(SBP)/이완기 혈압(DBP)을 출력하도록 수렴한다. 복수의 히든 레이어(430)는, 기준이 되는 입력 특징점들과 해당 수축기 혈압(SBP)/이완기 혈압(DBP)에 대한 대응관계를 참조하여, 입력 레이어(410)를 통해 새로이 입력된 특징점에 대하여 해당 수축기 혈압(SBP)/이완기 혈압(DBP)을 결정해 데이터베이스(170)에 업데이트하여 축적하도록 학습하기 위한, 상하위 레이어를 연결하는 [수학식1]과 같은 함수관계를 이용한다.

[0037] [수학식1]

$$\mathbb{P}(\mathbf{X}^*, \mathbf{s}^1, \mathbf{s}^2, ..., \mathbf{s}^l) = \mathbb{P}(\mathbf{X}^*|\mathbf{s}^1)\mathbb{P}(\mathbf{s}^1|\mathbf{s}^2)\cdots\mathbb{P}(\mathbf{s}^{l-2}|\mathbf{s}^{l-1})P(\mathbf{s}^{l-1}|\mathbf{s}^l)$$

$$= \frac{1}{Q}\exp^{-\mathbf{s}\mathbf{W}\mathbf{X}^* - \mathbf{c}^T\mathbf{X}^* - \mathbf{b}^T\mathbf{s}}$$

[0038]

[0039] 즉, 복수의 히든 레이어(430)는, [수학식1]과 같이, 새로이 입력된 특징점 데이터(벡터) X*에 대한 각 레이어(i=1,2,...,l) 간의 관계가 [수학식1]과 같은 확률 $\mathbb{P}(\mathbf{X}^*, \mathbf{s}^1, \mathbf{s}^2, ..., \mathbf{s}^l)$ 조건을 만족하도록, 수축기 혈압(SBP)/이완기 혈압(DBP)을 결정한다. 여기서, 상위레이어(i)와 하위 레이어(i+1) 간 조건부 확률 $P(s^i|s^{i+1})$, 분배계수 Q, 가중치 W, 입력된 특징점 데이터 X*에 대한 바이어스c, 해당 레이어(i)의 히든유닛들(값)(s^i)에 대한 바이어스b가 이용된다. 분배계수 Q는 소정의 실수일 수 있으며, 또는 상기 계수(벡터) W, c, b 등을 변수로하는 함수에 의해 계산된 값일 수도 있다.

[0040] 이와 같이, 심층학습부(100)가, 복수의 피검자들의 오실로메트릭 파형에 대해 특징점들을 추출해 노멀리제이션(normalization) 한 후 혈압 데이터를 출력하기 위한 심층 학습 회귀 분석을 통해 학습시켜, 해당 특징점들과 상기 혈압 데이터(수축기 혈압(SBP)/이완기 혈압(DBP))에 대한 대응 관계를 데이터베이스(170)에 축적한다.

[0041] 이에 따라, 측정부(200)는 심층 학습 회귀 분석이 수행된 심층학습부(100)의 데이터베이스(170)를 적용하여, 피검자의 오실로메트릭 파형에 대해 혈압 데이터(수축기 혈압(SBP)/이완기 혈압(DBP))를 결정한다.

[0042] 예를 들어, 혈압 측정 장치(300)를 사용하는 피검자는 커프를 착용하고 혈압 측정 장치(300)를 작동시키면, 측

정부(200)의 엔벨로프 추출부는 소정의 회로 수단을 이용하여 도 3의 (b)와 같이 해당 오실로메트릭 파형의 엔벨로프 파형을 추출한다. 측정부(200)의 스무딩 필터는 해당 엔벨로프 파형에 대해 소정의 스무딩 회로 수단을 이용해 왜곡이 제거된 스무딩 파형을 생성한다. 측정부(200)의 특징점 추출부는 해당 스무딩 파형으로부터 하나 이상의 특징점을 추출한다. 여기서도, 특징점으로는, 도 3의 (b)와 같이, 수신 엔벨로프 파형에 대응된 스무딩 파형에서의, 최대진폭(MA), 파형 시작점으로부터 최대진폭(MA)까지의 시간(MAPL), 파형 시작점으로부터 파형 종점까지의 시간(EL), 상승커브에서 최대진폭(MA)으로부터 소정의 제1비율(예, 30%)만큼 뺀 값을 갖는 시간과 진폭의 위치(σ1,a1), 및 하강커브에서 최대진폭(MA)으로부터 소정의 제2비율(예, 40%)만큼 뺀 값을 갖는 시간과 진폭의 위치(σ2,a2) 등이 포함될 수 있다. 측정부(200)의 노멀리제이션부는 해당 특징점들에 대해 노멀리제이션(normalization)을 수행한다.

[0043] 이에 따라 측정부(200)는 심층 학습 회귀 분석이 수행된 심층학습부(100)의 데이터베이스(170)를 참조하여, 피검자의 해당 오실로메트릭 파형에 대응된 상기 노멀리제이션된 값들에 대해 그에 매칭되는 혈압 데이터(수축기 혈압(SBP)/이완기 혈압(DBP))를 결정할 수 있다.

[0044] 이와 같은 심층학습부(100)에서의 심층 학습 회귀 분석을 통한 학습 과정은 수천명 이상의 피검자들의 오실로메트릭 파형에 대하여 반복적으로 수행되어, 신뢰성있는 정확한 혈압 데이터를 제공할 수 있음을 확인하였다. 즉, 피검자에 대한 측정에서, 5mmHg 이하의 에러를 갖는 측정 정확성 확률은 60% 이상이며, 10mmHg 이하의 에러를 갖는 측정 정확성 확률은 85%이상이고, 15mmHg 이하의 에러를 갖는 측정 정확성 확률은 95% 이상을 나타냄을 확인하였다.

[0045] 도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 혈압 측정 장치(300)의 구현 방법의 일례를 설명하기 위한 도면이다.

[0046] 본 발명의 일 실시예에 따른 심층 학습 회귀 분석을 적용한 혈압 측정 장치(300)는, 하드웨어, 소프트웨어, 또는 이들의 결합으로 이루어질 수 있다. 예를 들어, 본 발명의 혈압 측정 장치는 위와 같은 기능/단계/과정들을 수행하기 위한 적어도 하나의 프로세서를 갖는 도 5와 같은 컴퓨팅 시스템(1000) 또는 인터넷 상의 서버 형태로 구현될 수 있다.

[0047] 컴퓨팅 시스템(1000)은 버스(1200)를 통해 연결되는 적어도 하나의 프로세서(1100), 메모리(1300), 사용자 인터페이스 입력 장치(1400), 사용자 인터페이스 출력 장치(1500), 스토리지(1600), 및 네트워크 인터페이스(1700)를 포함할 수 있다. 프로세서(1100)는 중앙 처리 장치(CPU) 또는 메모리(1300) 및/또는 스토리지(1600)에 저장된 명령어들에 대한 처리를 실행하는 반도체 장치일 수 있다. 메모리(1300) 및 스토리지(1600)는 다양한 종류의 휘발성 또는 불휘발성 저장 매체를 포함할 수 있다. 예를 들어, 메모리(1300)는 ROM(Read Only Memory)(1310) 및 RAM(Random Access Memory)(1320)을 포함할 수 있다.

[0048] 따라서, 본 명세서에 개시된 실시예들과 관련하여 설명된 방법 또는 알고리즘의 단계는 프로세서(1100)에 의해 실행되는 하드웨어, 소프트웨어 모듈, 또는 그 2 개의 결합으로 직접 구현될 수 있다. 소프트웨어 모듈은 RAM 메모리, 플래시 메모리, ROM 메모리, EPROM 메모리, EEPROM 메모리, 레지스터, 하드 디스크, 착탈형 디스크, CD-ROM과 같이 컴퓨터 등 장치로 판독 가능한 저장/기록 매체(즉, 메모리(1300) 및/또는 스토리지(1600))에 상주할 수도 있다. 예시적인 저장 매체는 프로세서(1100)에 커플링되며, 그 프로세서(1100)는 저장 매체로부터 정보를 판독할 수 있고 저장 매체에 정보를 기입할 수 있다. 다른 방법으로, 저장 매체는 프로세서(1100)와 일체형일 수도 있다. 프로세서 및 저장 매체는 주문형 집적회로(ASIC) 내에 상주할 수도 있다. ASIC는 사용자 단말기 내에 상주할 수도 있다. 다른 방법으로, 프로세서 및 저장 매체는 사용자 단말기 내에 개별 컴포넌트로서 상주할 수도 있다.

[0049] 상술한 바와 같이, 본 발명에 따른 심층 학습 회귀 분석을 적용한 혈압 측정 장치(300)에서의 혈압 측정 방법은, 심층 학습 회귀(Deep Learning Regression) 분석을 기초로 수축기 혈압(SBP)과 이완기 혈압(DBP)을 추정하여 신뢰성있는 정확한 혈압값을 제공할 수 있다.

[0050] 이상과 같이 본 발명에서는 구체적인 구성 요소 등과 같은 특정 사항들과 한정된 실시예 및 도면에 의해 설명되었으나 이는 본 발명의 보다 전반적인 이해를 돕기 위해서 제공된 것일 뿐, 본 발명은 상기의 실시예에 한정되는 것은 아니며, 본 발명이 속하는 분야에서 통상적인 지식을 가진 자라면 본 발명의 본질적인 특성에서 벗어나지 않는 범위에서 다양한 수정 및 변형이 가능할 것이다. 따라서, 본 발명의 사상은 설명된 실시예에 국한되어 정해져서는 아니 되며, 후술하는 특허청구범위뿐 아니라 이 특허청구범위와 균등하거나 등가적 변형이 있는 모든 기술 사상은 본 발명의 권리범위에 포함되는 것으로 해석되어야 할 것이다.

부호의 설명

[0051] 심층 학습부(100)

측정부(200)

엔벨로프 추출부(110)

스무딩 필터(120)

특징점 추출부(130)

노멀리제이션부(140)

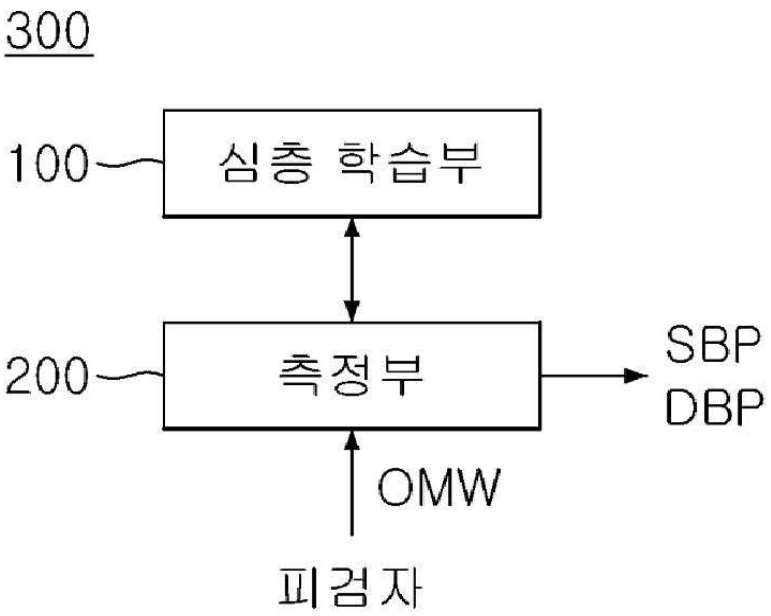
SBP 심층학습 회귀 분석부(150)

DBP 심층학습 회귀 분석부(160)

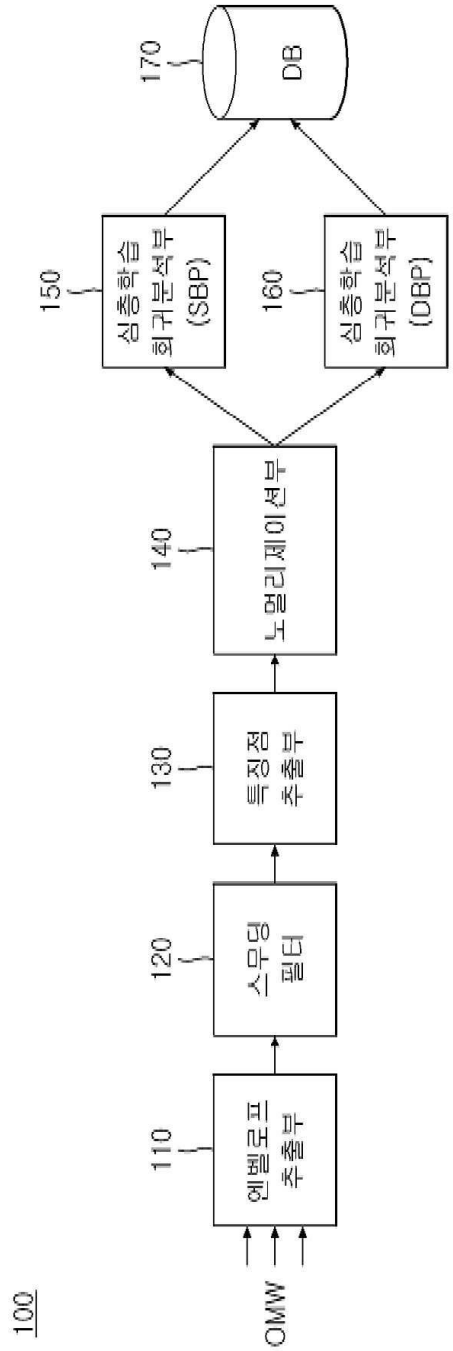
혈압정보 데이터베이스(170)

도면

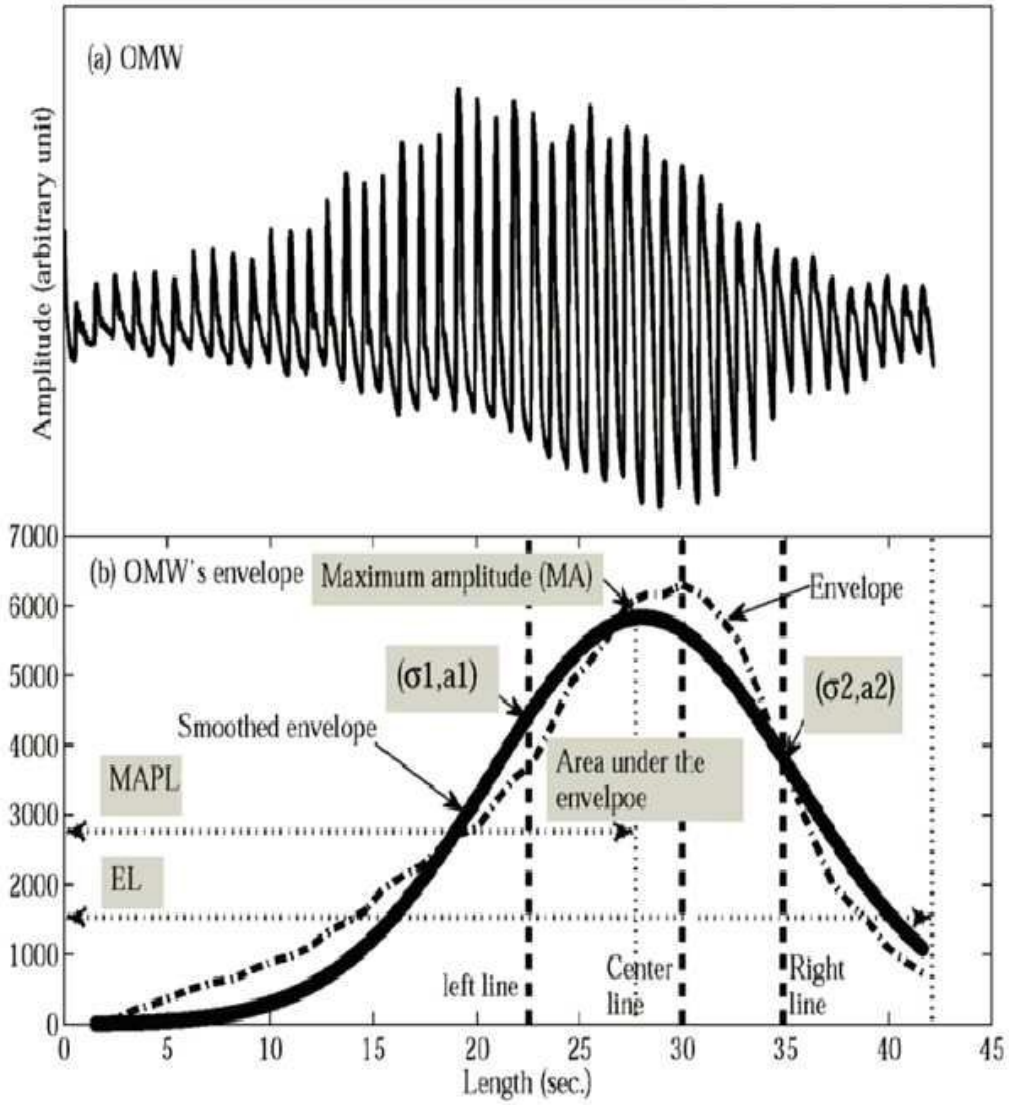
도면1



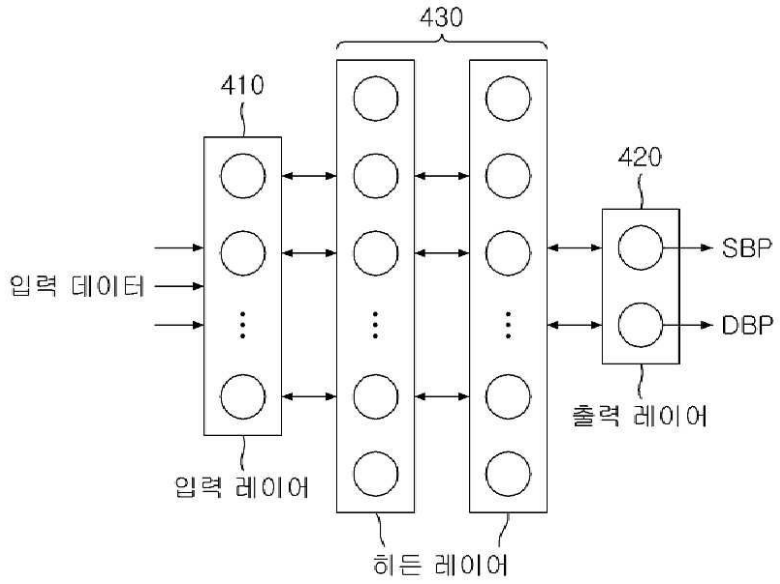
도면2


100
OMW
110
엔벨로프 추출부
120
스무딩 필터
130
특징점 추출부
140
노멀리제이션부
150
심층학습 회귀분석부 (SBP)
160
심층학습 회귀분석부 (DBP)
170
DB

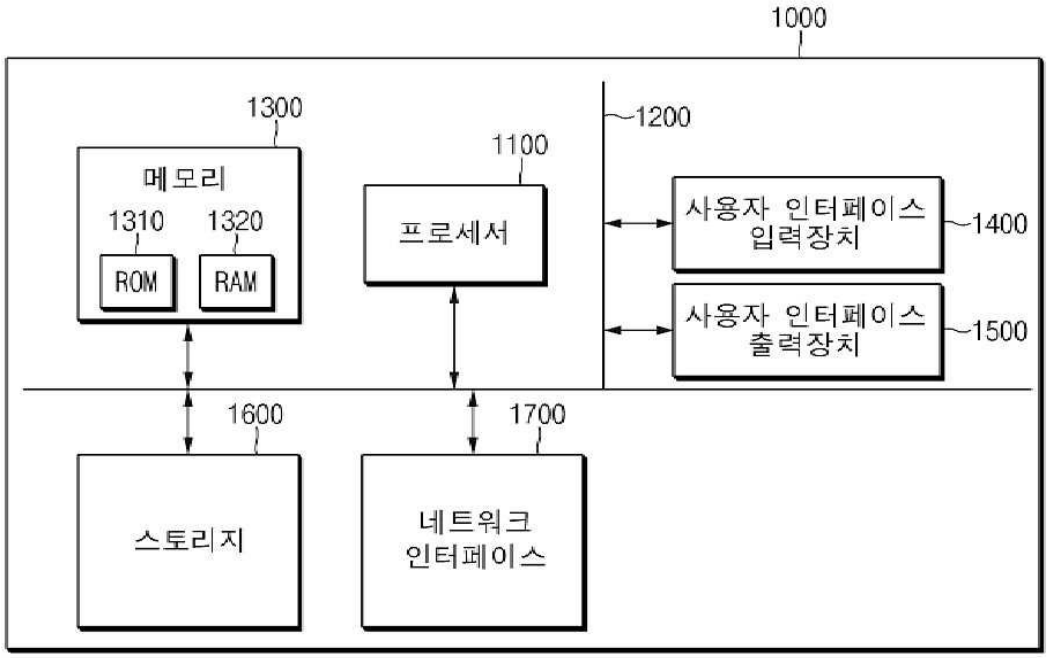
도면3


(a) OMW
Amplitude (arbitrary unit)
(b) OMW's envelope
Maximum amplitude (MA)
Envelope
(σ1,a1)
(σ2,a2)
Smoothed envelope
MAPL
Area under the envelpoe
EL
left line
Center line
Right line
Length (sec.)
0
1000
2000
3000
4000
5000
6000
7000
0
5
10
15
20
25
30
35
40
45

도면4


430
410
420
입력 데이터
SBP
DBP
입력 레이어
히든 레이어
출력 레이어

도면5


1000
1300
메모리
1310
1320
ROM
RAM
1100
프로세서
1200
사용자 인터페이스
입력장치
1400
사용자 인터페이스
출력장치
1500
1600
스토리지
1700
네트워크
인터페이스