



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2025-0060711
(43) 공개일자 2025년05월07일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
A61B 5/021 (2025.01) A61B 5/00 (2021.01)
G06N 3/08 (2023.01)
(52) CPC특허분류
A61B 5/02108 (2013.01)
A61B 5/7235 (2025.05)
(21) 출원번호 10-2023-0145004
(22) 출원일자 2023년10월26일
심사청구일자 2023년10월26일

(71) 출원인
재단법인 아산사회복지재단
서울특별시 송파구 올림픽로43길 88 (풍납동)
울산대학교 산학협력단
울산광역시 남구 대학로 93(무거동)
(72) 발명자
신항식
서울특별시 송파구 올림픽로43길 88 서울아산병원
(74) 대리인
특허법인더웨이브

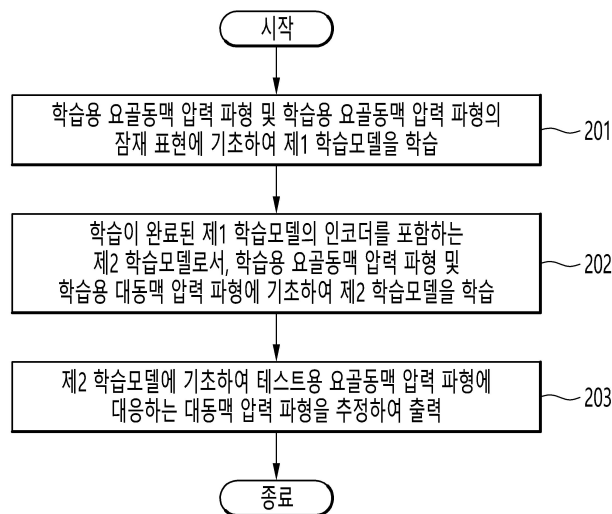
전체 청구항 수 : 총 15 항

(54) 발명의 명칭 대동맥 압력 파형을 추정하는 방법 및 장치

(57) 요약

일 측면에 따른 대동맥 압력 파형을 추정하는 방법은, 학습용 요골동맥 압력 파형 및 상기 학습용 요골동맥 압력 파형의 잠재 표현에 기초하여 제1 학습모델을 학습시키는 단계; 상기 학습이 완료된 제1 학습모델의 인코더를 포함하는 제2 학습모델로서, 상기 학습용 요골동맥 압력 파형 및 학습용 대동맥 압력 파형에 기초하여 제2 학습모델을 학습시키는 단계; 및 상기 제2 학습모델에 기초하여 테스트용 요골동맥 압력 파형에 대응하는 대동맥 압력 파형을 추정하여 출력하는 단계;를 포함한다.

대표도 - 도2



(52) CPC특허분류

A61B 5/7267 (2013.01)

G06N 3/088 (2023.01)

G16H 50/20 (2018.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711179418
과제번호	00141473
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	(재단)범부처전주기의료기기연구개발사업단
연구사업명	범부처전주기의료기기연구개발(과기부)
연구과제명	디지털 심장 기반 심방세동 전주기 관리 인공지능 소프트웨어 의료기기 개발
기 여 율	1/1
과제수행기관명	(주)라온메드
연구기간	2023.01.01 ~ 2023.12.31

명세서

청구범위

청구항 1

학습용 요골동맥 압력 파형 및 상기 학습용 요골동맥 압력 파형의 잠재 표현에 기초하여 제1 학습모델을 학습시키는 단계;

상기 학습이 완료된 제1 학습모델의 인코더를 포함하는 제2 학습모델로서, 상기 학습용 요골동맥 압력 파형 및 학습용 대동맥 압력 파형에 기초하여 제2 학습모델을 학습시키는 단계; 및

상기 제2 학습모델에 기초하여 테스트용 요골동맥 압력 파형에 대응하는 대동맥 압력 파형을 추정하여 출력하는 단계;

를 포함하는, 대동맥 압력 파형을 추정하는 방법.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 제1 학습모델을 학습시키는 단계는,

스플라인 보간법을 이용하여 상기 학습용 요골동맥 압력 파형의 샘플 수 및 시퀀스 길이를 조정하고, 상기 샘플 수 및 시퀀스 길이가 조정된 학습용 요골동맥 압력 파형에 기초하여 상기 제1 학습모델을 학습시키는 단계;

를 포함하는, 방법.

청구항 3

제1항에 있어서,

상기 제1 학습모델은,

상기 학습용 요골동맥 압력 파형을 입력 및 출력으로 하여 학습하는 것을 특징으로 하는 비지도학습 방식의 모델인, 방법.

청구항 4

상기 제1 학습모델은,

상기 학습용 요골동맥 압력 파형을 입력으로 하여 상기 학습용 요골동맥 압력 파형을 압축하는 인코더;

상기 압축된 요골동맥 압력 파형을 입력으로 하여 상기 잠재표현을 출력하는 은닉층; 및

상기 잠재표현을 입력으로 하여 상기 학습용 요골동맥 압력 파형에 대응하는 복원 이미지를 출력하는 디코더;

를 포함하는, 방법.

청구항 5

제1항에 있어서,

상기 제2 학습모델은,

상기 학습용 요골동맥 압력 파형을 입력으로 하고, 상기 학습용 대동맥 압력 파형을 출력으로 하여 학습하는 것을 특징으로 하는 비지도학습 방식의 모델인, 방법.

청구항 6

제4항에 있어서,

상기 제2 학습모델은,

상기 학습이 완료된 제1 학습모델의 인코더; 및

상기 잠재표현을 입력으로 하여 상기 테스트용 요골동맥 압력 파형에 대응하는 대동맥 압력 파형을 추정하여 출력하는 디코더;

를 포함하는, 방법.

청구항 7

제6항에 있어서,

상기 제2 학습모델은,

상기 인코더는 학습을 수행하지 않아 가중치가 업데이트 되지 않고, 상기 디코더는 학습을 수행하여 가중치가 업데이트 되는 것을 특징으로 하는, 방법.

청구항 8

적어도 하나의 메모리; 및

적어도 하나의 프로세서;를 포함하고,

상기 적어도 하나의 프로세서는,

학습용 요골동맥 압력 파형 및 상기 학습용 요골동맥 압력 파형의 잠재 표현에 기초하여 제1 학습모델을 학습시키고,

상기 학습이 완료된 제1 학습모델의 인코더를 포함하는 제2 학습모델로서, 상기 학습용 요골동맥 압력 파형 및 학습용 대동맥 압력 파형에 기초하여 제2 학습모델을 학습시키고,

상기 제2 학습모델에 기초하여 테스트용 요골동맥 압력 파형에 대응하는 대동맥 압력 파형을 추정하여 출력하는, 대동맥 압력 파형을 추정하는 장치.

청구항 9

제8항에 있어서,

상기 적어도 하나의 프로세서는,

스플라인 보간법을 이용하여 상기 학습용 요골동맥 압력 파형의 샘플 수 및 시퀀스 길이를 조정하고, 상기 샘플 수 및 시퀀스 길이가 조정된 학습용 요골동맥 압력 파형에 기초하여 상기 제1 학습모델을 학습시키는, 장치.

청구항 10

제8항에 있어서,

상기 적어도 하나의 프로세서는,

상기 학습용 요골동맥 압력 파형을 입력 및 출력으로 하여 학습하는 것을 특징으로 하는 비지도학습 방식의 모델인, 장치.

청구항 11

제8항에 있어서,

상기 적어도 하나의 프로세서는,

상기 학습용 요골동맥 압력 파형을 입력으로 하여 상기 학습용 요골동맥 압력 파형을 압축하는 인코더;

상기 압축된 요골동맥 압력 파형을 입력으로 하여 상기 잠재표현을 출력하는 은닉층; 및

상기 잠재표현을 입력으로 하여 상기 학습용 요골동맥 압력 파형에 대응하는 복원 이미지를 출력하는 디코더;

를 포함하는, 장치.

청구항 12

제8항에 있어서,

상기 적어도 하나의 프로세서는,

상기 학습용 요골동맥 압력 파형을 입력으로 하고, 상기 학습용 대동맥 압력 파형을 출력으로 하여 학습하는 것을 특징으로 하는 비지도학습 방식의 모델인, 장치.

청구항 13

제11항에 있어서,

상기 적어도 하나의 프로세서는,

상기 학습이 완료된 제1 학습모델의 인코더; 및

상기 잠재표현을 입력으로 하여 상기 테스트용 요골동맥 압력 파형에 대응하는 대동맥 압력 파형을 추정하여 출력하는 디코더;

를 포함하는, 장치.

청구항 14

제13항에 있어서,

상기 적어도 하나의 프로세서는,

상기 인코더는 학습을 수행하지 않아 가중치가 업데이트 되지 않고, 상기 디코더는 학습을 수행하여 가중치가 업데이트 되는 것을 특징으로 하는, 장치.

청구항 15

제1항에 따른 방법을 컴퓨터에서 실행시키기 위한 프로그램을 기록한 컴퓨터로 읽을 수 있는 기록매체.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 대동맥 압력 파형을 추정하는 방법 및 장치에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 대동맥 압력 파형을 정확하게 측정하는 것은 심혈관 건강을 이해하고 임상 개입을 안내하는 데 중요하다. 현재 대동맥 압력 파형을 측정하는 방법으로는 침습적(invasive)인 방법과 비침습적(noninvasive)인 방법이 있는데, 침습적인 방법은 카테터(Catheter)를 삽입해야 하는 부담이 있어, 그 준비와 시술이 매우 번거롭고 감염이나 혈관폐쇄에 의한 조직 손상 등의 합병증을 유발할 수도 있어 대동맥 압력 파형의 직접 측정은 측정 방법과 측정 위치 등의 요인으로 인해 어려움이 있다. 따라서 일상적인 측정에서는 카테터 삽입 없이도 비교적 측정이 간단한 요골동맥 압력 파형을 측정한 후 이를 변환하여 대동맥 압력 파형을 추정하는 비침습적인 방법이 사용되고 있다.

[0003] 종래의 대동맥 압력 파형 추정 방법은 손가락 가압대(cuff)를 사용하여 볼륨 클램프(volume clamp) 방식으로 손가락 혈압을 측정하고, GTF(generalized transfer function)를 이용하여 이를 변환하는 방법이다. 이러한 종래의 방식은 말초 동맥 압력을 측정하는 비침습적 기술로서, 수학적 모델링 또는 알고리즘을 사용하여 대동맥 압력 파형의 추정치를 도출하는 방법이다.

[0004] 요골동맥 압력 파형과 대동맥 압력 파형은 압력 곡선의 기본 형태를 포함한 특정 특성을 공유하지만 파형 반사, 동맥 적응성 및 동맥 경직성의 영향과 같은 요인으로 인한 차이가 있다. 따라서 이러한 차이를 이해하는 것이 심혈관을 정확하게 평가하는 데에 중요한 실정이다. 하지만 GTF 기반의 대동맥 압력 파형 추정은 모든 피험자와 심혈관 상태에 대해 일정한 관계를 가정하기 때문에 피험자 간 및 피험자 내 변동성을 반영하지 못한다는 한계가 있다.

발명의 내용

해결하려는 과제

- [0005] 본 발명이 해결하고자 하는 기술적 과제는 대동맥 압력 파형을 추정함에 있어서 요골동맥 압력 파형을 기반으로 대동맥 압력 파형을 정확하게 추정하는 방법 및 장치를 제공하는 것이다.
- [0006] 본 발명이 해결하고자 하는 또 다른 기술적 과제는 대동맥 압력 파형을 추정함에 있어서 심혈관계의 복잡한 특성과 생리학적 데이터에 존재하는 비선형 관계를 고려하여 대동맥 압력 파형을 효과적으로 추정하는 방법 및 장치를 제공하는 것이다.

과제의 해결 수단

- [0007] 상술한 본 발명의 과제를 해결하기 위해, 본 발명의 일 실시예에 따른 대동맥 압력 파형을 추정하는 방법은, 학습용 요골동맥 압력 파형 및 상기 학습용 요골동맥 압력 파형의 잠재 표현에 기초하여 제1 학습모델을 학습시키는 단계; 상기 학습이 완료된 제1 학습모델의 인코더를 포함하는 제2 학습모델로서, 상기 학습용 요골동맥 압력 파형 및 학습용 대동맥 압력 파형에 기초하여 제2 학습모델을 학습시키는 단계; 및 상기 제2 학습모델에 기초하여 테스트용 요골동맥 압력 파형에 대응하는 대동맥 압력 파형을 추정하여 출력하는 단계;를 포함할 수 있다.
- [0008] 본 발명에 있어서, 상기 제1 학습모델을 학습시키는 단계는, 스플라인 보간법을 이용하여 상기 학습용 요골동맥 압력 파형의 샘플 수 및 시퀀스 길이를 조정하고, 상기 샘플 수 및 시퀀스 길이가 조정된 학습용 요골동맥 압력 파형에 기초하여 상기 제1 학습모델을 학습시키는 단계;를 포함할 수 있다.
- [0009] 본 발명에 있어서, 상기 제1 학습모델은, 상기 학습용 요골동맥 압력 파형을 입력 및 출력으로 하여 학습하는 것을 특징으로 하는 비지도학습 방식의 모델일 수 있다.
- [0010] 본 발명에 있어서, 상기 제1 학습모델은, 상기 학습용 요골동맥 압력 파형을 입력으로 하여 상기 학습용 요골동맥 압력 파형을 압축하는 인코더; 상기 압축된 요골동맥 압력 파형을 입력으로 하여 상기 잠재표현을 출력하는 은닉층; 및 상기 잠재표현을 입력으로 하여 상기 학습용 요골동맥 압력 파형에 대응하는 복원 이미지를 출력하는 디코더;를 포함할 수 있다.
- [0011] 본 발명에 있어서, 상기 제2 학습모델은, 상기 학습용 요골동맥 압력 파형을 입력으로 하고, 상기 학습용 대동맥 압력 파형을 출력으로 하여 학습하는 것을 특징으로 하는 비지도학습 방식의 모델일 수 있다.
- [0012] 본 발명에 있어서, 상기 제2 학습모델은, 상기 학습이 완료된 제1 학습모델의 인코더; 및 상기 잠재표현을 입력으로 하여 상기 테스트용 요골동맥 압력 파형에 대응하는 대동맥 압력 파형을 추정하여 출력하는 디코더;를 포함할 수 있다.
- [0013] 본 발명에 있어서, 상기 제2 학습모델은, 상기 인코더는 학습을 수행하지 않아 가중치가 업데이트 되지 않고, 상기 디코더는 학습을 수행하여 가중치가 업데이트 되는 것을 특징으로 할 수 있다.
- [0014] 다른 측면에 따른 대동맥 압력 파형을 추정하는 장치는, 적어도 하나의 메모리; 및 적어도 하나의 프로세서;를 포함하고, 상기 적어도 하나의 프로세서는, 학습용 요골동맥 압력 파형 및 상기 학습용 요골동맥 압력 파형의 잠재 표현에 기초하여 제1 학습모델을 학습시키고, 상기 학습이 완료된 제1 학습모델의 인코더를 포함하는 제2 학습모델로서, 상기 학습용 요골동맥 압력 파형 및 학습용 대동맥 압력 파형에 기초하여 제2 학습모델을 학습시키고, 제2 학습모델에 기초하여 테스트용 요골동맥 압력 파형에 대응하는 대동맥 압력 파형을 추정하여 출력할 수 있다.
- [0015] 또 다른 측면에 따른 컴퓨터로 읽을 수 있는 기록매체는 상술한 방법을 컴퓨터에서 실행시키기 위한 프로그램을 기록한 기록매체를 포함할 수 있다.

발명의 효과

- [0016] 본 발명의 일 실시예에 따르면, 대동맥 압력 파형을 추정하는 방법 및 장치를 사용하여 대동맥 압력 파형 추정의 정확성과 신뢰성을 향상시켜 비침습적 심혈관 모니터링 기술을 개선할 수 있다는 효과가 있다.
- [0017] 또한, 요골동맥 압력 파형을 대동맥 압력 파형으로 변환하는 인공지능 기반의 전달함수를 통해 임상 환경에서 환자의 치료하는 데에 기여할 수 있다는 효과가 있다.

도면의 간단한 설명

- [0018] 도 1은 대동맥 압력 파형을 추정하는 장치의 일 예를 설명하기 위한 예시적인 도면이다.
- 도 2는 대동맥 압력 파형을 추정하는 방법을 도시하기 위한 예시적인 도면이다.
- 도 3은 일 실시예에 따른 제1 학습모델의 구조를 설명하기 위한 예시적인 도면이다.
- 도 4는 일 실시예에 따른 제1 및 제2 학습모델의 구조를 설명하기 위한 예시적인 도면이다.
- 도 5는 일 실시예에 따른 제1 및 제2 학습모델이 학습을 수행하는 과정을 설명하기 위한 예시적인 도면이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0019] 본 발명의 이점 및 특징, 그리고 그것들을 달성하는 방법은 첨부되는 도면과 함께 상세하게 설명되는 실시 예를 참조하면 명확해질 것이다. 그러나 본 발명은 아래에서 제시되는 실시 예들로 한정되는 것이 아니라, 서로 다른 다양한 형태로 구현될 수 있고, 본 발명의 사상 및 기술 범위에 포함되는 모든 변환, 균등물 내지 대체물을 포함하는 것으로 이해되어야 한다. 아래에 제시되는 실시 예들은 본 발명의 개시가 완전하도록 하며, 본 발명이 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자에게 발명의 범주를 완전하게 알려주기 위해 제공되는 것이다. 본 발명을 설명함에 있어서 관련된 공지 기술에 대한 구체적인 설명이 본 발명의 요지를 흐릴 수 있다고 판단되는 경우 그 상세한 설명을 생략한다.
- [0020] 본 출원에서 사용한 용어는 단지 특정한 실시 예를 설명하기 위해 사용된 것으로, 본 발명을 한정하려는 의도가 아니다. 본 명세서에서 다양한 곳에 등장하는 "일부 실시예에서" 또는 "일 실시예에서" 등의 어구는 반드시 모두 동일한 실시예를 가리키는 것은 아니다. 단수의 표현은 문맥상 명백하게 다르게 뜻하지 않는 한, 복수의 표현을 포함한다. 본 출원에서, "포함하다" 또는 "가지다" 등의 용어는 명세서상에 기재된 특징, 숫자, 단계, 동작, 구성요소, 부품 또는 이들을 조합한 것이 존재함을 지정하려는 것이지, 하나 또는 그 이상의 다른 특징들이나 숫자, 단계, 동작, 구성요소, 부품 또는 이들을 조합한 것들의 존재 또는 부가 가능성을 미리 배제하지 않는 것으로 이해되어야 한다.
- [0021] 또한, 도면에 도시된 구성 요소들 간의 연결 선 또는 연결 부재들은 기능적인 연결 및/또는 물리적 또는 회로적 연결들을 예시적으로 나타낸 것일 뿐이다. 실제 장치에서는 대체 가능하거나 추가된 다양한 기능적인 연결, 물리적인 연결, 또는 회로 연결들에 의해 구성 요소들 간의 연결이 나타내어질 수 있다.
- [0022] 본 실시예들은 다양한 변형을 가할 수 있고 여러 가지 형태를 가질 수 있는 바, 일부 실시예들을 도면에 예시하고 상세하게 설명하고자 한다. 그러나, 이는 본 실시예들을 특정한 개시형태에 대해 한정하려는 것이 아니며, 본 실시예들의 사상 및 기술범위에 포함되는 모든 변형, 균등물 내지 대체물을 포함하는 것으로 이해되어야 한다. 본 명세서에서 사용한 용어들은 단지 실시예들의 설명을 위해 사용된 것으로, 본 실시예들을 한정하려는 의도가 아니다.
- [0023] 본 실시예들에 사용되는 용어들은 다르게 정의되지 않는 한, 본 실시예들이 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자에 의해 일반적으로 이해되는 것과 동일한 의미가 있다. 일반적으로 사용되는 사전에 정의되어 있는 것과 같은 용어들은 관련 기술의 문맥상 가지는 의미와 일치하는 의미를 가지는 것으로 해석되어야 하며, 본 실시예들에서 명백하게 정의하지 않는 한, 이상적이거나 과도하게 형식적인 의미로 해석되지 않아야 한다.
- [0024] 후술하는 본 발명에 대한 상세한 설명은, 본 발명이 실시될 수 있는 특정 실시예를 예시로서 도시하는 첨부 도면을 참조한다. 이러한 실시예는 당업자가 본 발명을 실시할 수 있기에 충분하도록 상세히 설명된다. 본 발명의 다양한 실시예는 서로 다르지만 상호 배타적일 필요는 없음이 이해되어야 한다. 예를 들어, 본 명세서에 기재되어 있는 특정 형상, 구조 및 특성은 본 발명의 정신과 범위를 벗어나지 않으면서 일 실시예로부터 다른 실시예로 변경되어 구현될 수 있다. 또한, 각각의 실시예 내의 개별 구성요소의 위치 또는 배치도 본 발명의 정신과 범위를 벗어나지 않으면서 변경될 수 있음이 이해되어야 한다. 따라서, 후술하는 상세한 설명은 한정적인 의미로서 행하여지는 것이 아니며, 본 발명의 범위는 특허청구범위의 청구항들이 청구하는 범위 및 그와 균등한 모든 범위를 포괄하는 것으로 받아들여져야 한다. 도면에서 유사한 참조부호는 여러 측면에 걸쳐서 동일하거나 유사한 구성요소를 나타낸다.
- [0025] 이하에서는 본 발명이 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자가 본 발명을 용이하게 실시할 수 있도록 하기 위하여, 본 발명의 여러 실시예에 관하여 첨부된 도면을 참조하여 상세히 설명하기로 한다.

- [0027] 도 1은 대동맥 압력 파형을 추정하는 장치의 일 예를 설명하기 위한 예시적인 도면이다.
- [0028] 도 1을 참조하면, 대동맥 압력 파형을 추정하는 장치(100)(이하, '장치'라 함)은 메모리(110)와 프로세서(120)를 포함할 수 있다.
- [0029] 도 1에 도시된 장치(100)는 본 실시예들과 관련된 구성요소들만이 도시되어 있어, 도 1에 도시된 구성요소들 외에 다른 범용적인 요소들이 더 포함될 수 있음은 당해 기술분야의 기술자에게 자명하다.
- [0030] 따라서, 장치(100)는 노트북(notebook) PC, 데스크탑(desktop) PC, 랩탑(laptop), 태블릿 컴퓨터(tablet computer), 스마트 폰(Smart Phone)을 포함한 모바일 디바이스(Mobile Device), 서버 디바이스(Server Device), 임베디드 디바이스(Embedded Device) 등의 다양한 종류의 디바이스들로 구현될 수 있다. 구체적인 예로서 인공지능을 이용한 음성 인식, 영상 인식, 영상 분류 등을 수행하는 스마트폰, 태블릿 디바이스, AR(Augmented Reality) 디바이스, IoT(Internet of Things) 디바이스, 자율주행 자동차, 로봇틱스, 의료기기 등에 해당될 수 있으나, 이에 제한되지 않는다. 나아가서, 장치(100)는 위와 같은 디바이스에 탑재되는 전용 하드웨어 가속기(HW accelerator)를 포함할 수 있고, 장치(100)는 인공지능 구동을 위한 전용 모듈인 NPU(neural processing unit), TPU(Tensor Processing Unit), Neural Engine 등과 같은 하드웨어 가속기를 포함할 수 있으나, 이에 제한되지 않는다.
- [0031] 또한 장치(100)는 사용자 인터페이스를 더 포함할 수 있다. 사용자 인터페이스는, 장치(100)를 제어하기 위한 데이터를 입력하는 수단을 의미할 수 있다. 예를 들어, 사용자 인터페이스에는 키 패드(key pad), 돔 스위치(dome switch), 터치 패드(접촉식 정전 용량 방식, 압력식 저항막 방식, 적외선 감지 방식, 표면 초음파 전도 방식, 적분식 장력 측정 방식, 피에조 효과 방식 등), 조그 휠, 조그 스위치 등이 있을 수 있으나 이에 한정되는 것은 아니다.
- [0032] 메모리(110)는 장치(100)내에서 처리되는 각종 데이터들을 저장하는 하드웨어로서, 컴퓨터로 판독이 가능한 기록매체를 포함할 수 있다. 예를 들어, 메모리(110)는 장치(100)에서 처리된 데이터들 및 처리될 데이터들을 저장할 수 있다. 또한, 메모리(110)는 장치(100)에 의해 구동될 애플리케이션(application)들, 드라이버(driver)들 등을 저장할 수 있다. 메모리(110)는 휘발성 메모리(volatile memory) 또는 비휘발성 메모리(nonvolatile memory) 중 적어도 하나를 포함할 수 있다. 휘발성 메모리는 DRAM(dynamic random access memory), SRAM(static random access memory), SDRAM(synchronous dynamic random access memory), PRAM(phase-change random access memory), MRAM(magnetic random access memory), RRAM(resistive random access memory), FeRAM(ferroelectric random access memory)등을 포함할 수 있다. 비휘발성 메모리는 ROM(read-only memory), PROM(programmable read-only memory), EPROM(electrically programmable read-only memory), EEPROM(electrically erasable programmable read-only memory)등을 포함할 수 있다.
- [0033] 실시예에 있어서, 메모리(110)는 자기 메모리, CD-ROM, 블루레이 또는 다른 광학 디스크 스토리지, HDD(hard disk drive), SSD(solid state drive), CF(compact flash), SD(secure digital), Micro-SD(micro secure digital), Mini-SD(mini secure digital), xD(extreme digital), 또는 Memory Stick을 포함할 수 있으나, 이에 제한되지 않는다. 또한, 메모리(110)는 운영체제(Operating System)와 적어도 하나의 프로그램 코드(도 2 내지 도 5를 참조하여 동작하는 프로세서(120)가 수행하기 위한 코드)가 저장될 수 있다.
- [0034] 프로세서(120)는 도 2 내지 도 5를 참조하여, 장치(100)를 실행하기 위한 전반적인 기능을 제어하는 역할을 할 수 있다. 예를 들어 프로세서(110)는 장치(100)내의 메모리(110)에 저장된 소프트웨어(예: 프로그램)를 실행함으로써, 프로세서(120)에 연결된 전자 장치의 적어도 하나의 다른 구성요소(예: 하드웨어 또는 소프트웨어 구성요소)를 제어할 수 있고, 다양한 데이터 처리 또는 연산을 수행하여 장치(100)를 전반적으로 제어할 수 있다.
- [0035] 예를 들어 프로세서(120)는 학습용 요골동맥 압력 파형 및 학습용 요골동맥 압력 파형의 잠재 표현에 기초하여 제1 학습모델을 학습시킬 수 있다. 보다 구체적으로, 프로세서(120)는 스플라인 보간법을 이용하여 학습용 요골동맥 압력 파형의 샘플 수 및 시퀀스 길이를 조정할 수 있고, 샘플 수 및 시퀀스의 길이가 조정된 학습용 요골동맥 압력 파형에 기초하여 제1 학습모델을 학습시킬 수 있다. 이때, 제1 학습모델은 학습용 요골동맥 압력 파형을 입력 및 출력으로 하여 학습하는 것을 특징으로 하는 비지도학습 방식의 모델일 수 있다. 또한, 제1 학습모델은 학습용 요골동맥 압력 파형을 입력으로 하여 학습용 요골동맥 압력 파형을 압축하는 인코더, 압축된 요골동맥 압력 파형을 입력으로 하여 잠재표현을 출력하는 은닉층, 및 잠재표현을 입력으로 하여 학습용 요골동맥 압력 파형에 대응하는 복원 이미지를 출력하는 디코더를 포함할 수 있다.

- [0036] 예를 들어 프로세서(120)는 학습이 완료된 제1 학습모델의 인코더를 포함하는 제2 학습모델로서, 학습용 요골동맥 압력 파형 및 학습용 대동맥 압력 파형에 기초하여 제2 학습모델을 학습시킬 수 있다. 보다 구체적으로, 제2 학습모델은 학습용 요골동맥 압력 파형을 입력으로 하고, 학습용 대동맥 압력 파형을 출력으로 하여 학습하는 것을 특징으로 하는 비지도학습 방식의 모델일 수 있다. 이때, 제2 학습모델은 학습이 완료된 제1 학습모델의 인코더, 및 잠재표현을 입력으로 하여 테스트용 요골동맥 압력 파형에 대응하는 대동맥 압력 파형을 추정하여 출력하는 디코더를 포함할 수 있다. 또한, 제2 학습모델의 인코더는 학습을 수행하지 않아 가중치가 업데이트되지 않고, 제2 학습모델의 디코더는 학습을 수행하여 가중치가 업데이트 되는 것을 특징으로 할 수 있다.
- [0037] 예를 들어 프로세서(120)는 제2 학습모델에 기초하여 테스트용 요골동맥 압력 파형에 대응하는 대동맥 압력 파형을 추정하여 출력할 수 있다.
- [0038] 일 실시예에 따르면, 프로세서(120)는 장치(100) 내에 구비된 중앙 처리 장치(central processing unit; CPU), 그래픽 처리 장치(graphics processing unit; GPU), 어플리케이션 프로세서(application processor; AP), 신경망 처리 장치(neural processing unit; NPU), 이미지 시그널 프로세서(image signal processor; ISP), 센서 허브 프로세서(sensor hub processor) 또는 커뮤니케이션 프로세서(communication processor; CP) 등으로 구현될 수 있으나, 이에 제한되지 않는다.
- [0040] 도 2는 대동맥 압력 파형을 추정하는 방법을 도시하기 위한 예시적인 도면이다.
- [0041] 도 2를 참조하면, 단계 201에서, 프로세서(120)는 학습용 요골동맥 압력 파형 및 학습용 대동맥 압력 파형의 잠재 표현에 기초하여 제1 학습모델을 학습시킬 수 있다.
- [0042] 요골동맥(Radial Artery)은 상완 부위에서 발견되는 동맥으로, 프로세서(120)는 손목 부근에서 측정된 요골동맥 압력 파형(Radial Artery Blood Pressure Waveform; RBP)을 획득할 수 있다. 또한, 프로세서(120)는 획득한 요골동맥 압력 파형을 학습용 또는 테스트용으로 분류할 수 있다.
- [0043] 프로세서(120)는 학습용으로 분류된 요골동맥 압력 파형을 이용하여 제1 학습모델을 학습시킬 수 있다. 학습용 요골동맥 압력 파형은 박동간격 및 샘플 수가 일정하지 않을 수 있기 때문에, 프로세서(120)는 제1 학습모델에 입력되는 학습용 요골동맥 압력 파형의 샘플 수 및 시퀀스의 길이를 균일하게 조정할 수 있다. 이때, 프로세서(120)는 스플라인(spline) 보간법을 사용하여 학습용 요골동맥 압력 파형의 샘플 수 및 시퀀스의 길이를 소정의 개수 또는 길이로 조정할 수 있다. 스플라인 보간법은 비선형 함수를 보간하거나 데이터 포인트 사이를 부드럽게 연결하기 위해 사용되는 수치 분석 기법으로, 일 실시예에 따라 프로세서(120)는 B-스플라인(B-spline), 카바클루 카트-허거스 스플라인(Catmull-Rom spline), 또는 에르미트 스플라인(Hermite spline) 등의 스플라인 보간법을 사용할 수 있다.
- [0044] 제1 학습모델은 학습용 요골동맥 압력 파형을 입력 및 출력으로 하여 학습하는 것을 특징으로 하는 비지도 학습 방식의 모델을 의미할 수 있다. 일 예에 따라 제1 학습모델은 인코더(Encoder) 및 디코더(Decoder)를 포함하는 오토인코더(Auto-encoder)를 의미할 수 있다.
- [0045] 오토인코더는 차원 축소, 데이터 압축, 노이즈 제거, 특성 추출 등 다양한 머신러닝 및 딥러닝 응용분야에서 사용되는 신경망 아키텍처를 의미할 수 있다. 또한, 오토인코더는 비지도 학습 기법으로서, 프로세서(120)는 오토인코더를 이용하여 입력된 요골동맥 압력 파형을 인코딩하여 저차원의 잠재 표현으로 인코더를 학습시킬 수 있고, 다시 그 잠재 표현을 디코딩하여 입력된 요골동맥 압력 파형에 대응하는 복원 이미지로 디코더를 학습시킬 수 있다. 단계 201에 대한 자세한 설명은 도 3 내지 도 5를 참조하여 후술한다.
- [0046] 단계 202에서, 프로세서(120)는 학습이 완료된 제1 학습모델의 인코더를 포함하는 제2 학습모델로서, 학습용 요골동맥 압력 파형 및 학습용 대동맥 압력 파형에 기초하여 제2 학습모델을 학습시킬 수 있다.
- [0047] 대동맥(Aortic)은 심장의 왼쪽 심실에서 나온 혈액을 몸 전체로 분배하는 동맥으로, 프로세서(120)는 획득한 대동맥 압력 파형(Aortic Blood Pressure Waveform; ABP)을 학습용 또는 테스트용으로 분류할 수 있다.
- [0048] 제2 학습모델은 학습용 요골동맥 압력 파형을 입력으로 하고, 학습용 대동맥을 출력으로 하여 학습하는 것을 특징으로 하는 비지도 학습 방식의 모델을 의미할 수 있다. 일 예에 따라 제2 학습모델은 인코더 및 디코더를 포함하는 크로스인코더(Cross-encoder)를 의미할 수 있다.
- [0049] 크로스인코더는 입력 데이터를 인코딩한 후 인코딩시 사용된 레이어와 대칭구조를 가지는 레이어를 사용하여 디

코딩한다는 점에서 오토인코더와 공통점을 가지지만, 오토인코더가 입력 데이터를 그대로 추정하는 것과는 달리 크로스인코더는 입력 데이터와 추정 데이터가 다르다는 점에서 차이점을 가질 수 있다.

[0050] 구체적으로, 크로스인코더는 차원 축소, 데이터 압축, 노이즈 제거, 특성 추출 등 다양한 머신러닝 및 딥러닝 응용분야에서 사용되는 신경망 아키텍처를 의미할 수 있다. 또한, 크로스인코더는 비지도 학습 기법으로서, 프로세서(120)는 학습이 완료된 제1 학습모델의 인코더를 이용하여 입력된 요골동맥 압력 파형을 저차원의 잠재 표현으로 인코딩할 수 있고, 다시 그 잠재 표현을 디코딩하여 입력된 요골동맥 압력 파형에 대응하는 대동맥 압력 파형으로 디코더를 학습시킬 수 있다. 단계 202에 대한 자세한 설명은 도 3 내지 도 5를 참조하여 후술한다.

[0051] 단계 203에서, 프로세서(120)는 제2 학습모델에 기초하여 테스트용 요골동맥 압력 파형에 대응하는 대동맥 압력 파형을 추정하여 출력할 수 있다.

[0052] 구체적으로, 프로세서(120)는 학습이 완료된 제2 학습모델에 테스트용으로 분류된 요골동맥 압력 파형을 입력하여 테스트용 요골동맥 압력 파형에 대응하는 대동맥 압력 파형을 추정하여 출력할 수 있다. 즉, 프로세서(120)는 요골동맥 압력 파형을 제2 학습모델에 입력하여 대동맥 압력 파형을 출력할 수 있다.

[0053] 이때, 학습용 요골동맥 압력 파형 및 이에 대응되는 학습용 대동맥 압력 파형은 테스트용 요골동맥 압력 파형 및 이에 대응되는 테스트용 대동맥 압력 파형과 서로 독립적일 수 있다.

[0054] 도 3은 일 실시예에 따른 제1 학습모델의 구조를 설명하기 위한 예시적인 도면이다.

[0055] 프로세서(120)는 요골동맥 압력 파형 및 이에 대응되는 대동맥 압력 파형을 포함하는 데이터셋을 소정의 비율로 학습용과 테스트용으로 분류할 수 있다. 일 예에 따라, 프로세서(120)는 전체 데이터셋의 80%를 제1 및 제2 학습모델을 학습시키기 위한 학습용 데이터로, 나머지 20%를 제1 및 제2 학습모델을 테스트하기 위한 테스트용 데이터로 분류할 수 있다. 이때 프로세서(120)는 고혈압군의 데이터가 학습용과 테스트용에 균등하게 분포될 수 있도록 계층적 샘플링(Stratified sampling)을 사용할 수 있다.

[0056] 계층적 샘플링은 데이터셋을 계층으로 나누어 각 계층에서 샘플을 추출하는 표본 추출 방법으로, 프로세서(120)는 소정의 기준에 기초하여 전체 데이터셋을 계층화 또는 그룹화할 수 있다. 또한, 프로세서(120)는 계층 내 샘플의 크기를 결정하여 각 계층 내에서 데이터를 무작위 또는 소정의 방식으로 추출한 후 추출한 샘플을 병합하여 최종 데이터셋을 생성할 수 있다.

[0057] 도 3을 참조하면, 제1 학습모델(300)은 인코더(302), 은닉층(303), 디코더(304)를 포함할 수 있다. 인코더(302)는 소정의 개수의 합성곱층(Convolutional Layer)으로 구성될 수 있고, 일 예에 따라 6개의 합성곱층으로 구성될 수 있다. 인코더(302)를 구성하는 합성곱층은 층이 깊어짐에 따라 필터(filter) 개수는 증가하고, 커널의 크기(kernel size)는 감소하도록 설계될 수 있다. 또한 일 예에 따라, 프로세서(120)는 인코더(302)를 구성하는 합성곱층의 간격(stride)을 2로 설정할 수 있고, 활성화 함수(Activation Function)로 ReLU(Rectified Linear Unit)를 사용할 수 있다. 또한, 프로세서(120)는 과적합을 방지하기 위해 인코더(302)를 구성하는 모든 합성곱층에 L2 정규화(regularization)를 사용할 수 있다.

[0058] 프로세서(120)는 학습용 요골동맥 압력 파형(301)을 제1 학습모델(300)의 인코더(302)에 입력할 수 있다. 인코더(302)는 입력 받은 고차원의 학습용 요골동맥 압력 파형(301)을 인코딩하여 저차원의 학습용 요골동맥 압력 파형으로 압축할 수 있다. 즉, 인코더(302)는 어떠한 지도 없이도 학습용 요골동맥 압력 파형(301)의 압축된 잠재 표현을 학습할 수 있는 인공 신경망을 의미할 수 있고, 특징 추출기의 역할을 할 수 있다.

[0059] 은닉층(303)은 압축된 저차원의 학습용 요골동맥 압력 파형으로부터 잠재표현(Latent representation)을 추출할 수 있다. 또한, 은닉층(303)은 소수의 노드(node)를 통해 잠재표현을 학습하게 되므로 학습용 요골동맥 압력 파형(301)을 압축할 수 있고, 학습용 요골동맥 압력 파형(301)의 주요 성분을 위주로 학습하게 되므로 학습용 요골동맥 압력 파형(301)에 포함된 임의성(randomness) 또는 변동성(variability)이 높은 성분을 감쇠할 수 있다. 즉, 프로세서(120)는 은닉층(303)을 이용하여 학습용 요골동맥 압력 파형(301)에 포함된 잡음이나 소정의 기준 범위를 벗어나 변동성이 큰 성분을 감쇠할 수 있다. 잠재표현은 대표표현으로서, 학습용 요골동맥 압력 파형(301)으로부터 추출 가능한 주요 특징을 의미할 수 있다.

[0060] 디코더(304)는 소정의 개수의 역합성곱층(Deconvolutional Layer)으로 구성될 수 있고, 일 예에 따라 6개의 역합성곱층으로 구성될 수 있으며, 인코더(302)를 구성하는 합성곱층과 대칭의 구조로 설계될 수 있다. 따라서, 디코더(304)를 구성하는 역합성곱층은 층이 깊어짐에 따라 필터(filter) 개수는 감소하고, 커널의 크기(kernel

size)는 증가하도록 설계될 수 있다. 또한 일 예에 따라, 프로세서(120)는 디코더(304)를 구성하는 역합성곱층의 간격(stride)을 2로 설정할 수 있고, 활성화 함수(Activation Fuction)로 ReLU(Rectified Linear Unit)을 사용할 수 있다. 또한, 프로세서(120)는 과적합을 방지하기 위해 디코더(304)를 구성하는 모든 역합성곱층에 L2 정규화(regularization)를 사용할 수 있다.

[0061] 디코더(304)는 인코더(302)를 통과하여 저차원으로 압축된 잠재표현을 학습용 요골동맥 압력 파형(301)에 유사하도록 복원 이미지(305)를 생성할 수 있다. 즉, 디코더(304)는 잠재표현을 재구성하여 학습용 요골동맥 압력 파형(301)과 유사한 복원 이미지(305)를 생성하여 학습할 수 있는 인공 신경망을 의미할 수 있고, 생성기(generator)의 역할을 할 수 있다.

[0062] 프로세서(120)는 과적합을 방지하고 하이퍼 파라미터를 최적화하기 위해 학습용 데이터 중 소정의 데이터를 검증 데이터로 사용할 수 있다. 또한, 프로세서(120)는 정상혈압 그룹과 고혈압 그룹 간의 클래스 불균형으로 인한 제1 및 제2 학습모델의 성능저하를 완화하기 위해 샘플에 가중치를 적용하여 고혈압 그룹에 더 높은 학습 가중치를 적용할 수 있다.

[0063] 프로세서(120)는 검증 손실(Validation loss)가 최소가 되는 지점까지 제1 학습모델(300)의 학습시킬 수 있다. 검증 손실은 제1 학습모델(300)이 재구성한 복원 이미지(305)가 학습용 요골동맥 압력 파형(301)과 얼마나 유사한지를 나타내는 지표를 의미할 수 있다. 학습을 여러 에포크(epoch) 동안 반복하면 검증 손실은 감소하다가 최소가 되는 지점 도달 후 증가할 수 있다. 따라서, 프로세서(120)는 제1 학습모델(300)이 가장 좋은 성능을 내는 가중치 및 편향을 찾을 때까지 학습을 지시할 수 있다. 또한, 프로세서(120)는 일 예에 따라 제1 학습모델(300)을 최적화하는 함수로 Adam(Adaptive Moment Estimation) 알고리즘을 사용할 수 있고, 손실함수로 평균제곱오차(Mean squared error)를 사용할 수 있다.

[0065] 도 4는 일 실시예에 따른 제1 및 제2 학습모델의 구조를 설명하기 위한 예시적인 도면이다.

[0066] 도 4를 참조하면, 제2 학습모델(400)은 인코더 및 디코더(401)를 포함할 수 있다. 이때, 제2 학습모델(400)의 인코더는 학습이 완료된 제1 학습모델(300)의 인코더(302)를 의미할 수 있다. 디코더(401)는 소정의 개수의 역합성곱층(Deconvolutional Layer)으로 구성될 수 있고, 일 예에 따라 6개의 역합성곱층으로 구성될 수 있으며, 인코더(302)를 구성하는 합성곱층과 대칭의 구조로 설계될 수 있다. 따라서, 디코더(401)를 구성하는 역합성곱층은 층이 깊어짐에 따라 필터(filter) 개수는 감소하고, 커널의 크기(kernel size)는 증가하도록 설계될 수 있다. 또한 일 예에 따라, 프로세서(120)는 디코더(401)를 구성하는 역합성곱층의 간격(stride)을 2로 설정할 수 있고, 활성화 함수(Activation Fuction)로 ReLU(Rectified Linear Unit)을 사용할 수 있다. 또한, 프로세서(120)는 과적합을 방지하기 위해 디코더(401)를 구성하는 모든 역합성곱층에 L2 정규화(regularization)를 사용할 수 있다.

[0067] 인코더(302)는 학습용 요골동맥 압력 파형(301)이 입력되면 추가적인 학습을 수행하지 않아 가중치가 업데이트되지 않을 수 있다. 따라서 프로세서(120)는 학습용 요골동맥 압력 파형(301)을 인코더(302)에 입력하여 압축한 잠재표현 및 학습용 요골동맥 압력 파형(301)에 대응되는 학습용 대동맥 압력 파형을 이용하여 제2 학습모델(400)의 디코더(401)만을 학습시킬 수 있다. 이 과정에서 디코더(401)의 가중치는 조정될 수 있다. 따라서 프로세서(120)는 인코더(302)를 통해 변환된 학습용 요골동맥 압력 파형(301)의 잠재표현으로부터 대동맥 압력 파형으로 추정하도록 제2 학습모델(400)을 학습시킬 수 있다. 제2 학습모델(400)은 학습용 요골동맥 압력 파형(301) 중 임의성이 제거된 주요 성분만을 학습할 수 있어, 환경 또는 개인 간 극단적인 편차에 의한 잡음으로부터 강인 학습 및 복원이 가능할 수 있다.

[0068] 프로세서(102)는 학습이 완료된 제2 학습모델(400)에 테스트용 요골동맥 압력 파형을 입력하여 테스트용 대동맥 압력 파형을 추정하여 출력할 수 있다. 이때, 테스트용 요골동맥 압력 파형 및 이에 대응되는 테스트용 대동맥 압력 파형은 학습용 요골동맥 압력 파형 및 이에 대응되는 학습용 대동맥 압력 파형과 서로 독립적일 수 있다.

[0070] 도 5는 일 실시예에 따른 제1 및 제2 학습모델이 학습을 수행하는 과정을 설명하기 위한 예시적인 도면이다.

[0071] 도 5를 참조하면, 프로세서(102)는 요골동맥 압력 파형(501)을 제1 학습모델(300)에 입력하여 요골동맥 압력 파형(501)의 잠재표현을 학습할 수 있고, 잠재표현을 재구성하여 요골동맥 압력 파형(501)과 유사한 복원 이미지(502)를 생성하여 학습할 수 있다. 프로세서(102)는 요골동맥 압력 파형(501)을 제2 학습모델(400)에 입력하여

요골동맥 압력 파형(501)을 잠재표현으로 압축할 수 있고, 요골동맥 압력 파형(501)의 잠재표현으로부터 대동맥 압력 파형(503)을 추정할 수 있도록 학습을 수행할 수 있다.

[0072] 또한, 프로세서(120)는 제1 학습모델(300) 및 제2 학습모델(400)의 성능을 평가할 수 있다. 일 예에 따르면 성능을 평가하는 기준은 총 파형의 차이(total error), 최대 혈압(Systolic blood pressure; SBP)의 차이, 최저 혈압(Diastolic blood pressure; DBP)의 차이, 및 추정된 압력 파형과 원 압력 파형 간의 증강 지수(Augmentation index; Aix)의 차이 등이 될 수 있다. 이때, 총 파형의 차이는 추정된 압력 파형과 원래 압력 파형 간의 모든 샘플의 평균 차이로부터 산출될 수 있다. 최대 혈압의 차이, 최저 혈압의 차이, 및 증강 지수의 차이는 추정된 압력 파형과 원래 압력 파형으로부터 산출된 최대 혈압, 최저 혈압, 증강 지수의 차이로부터 산출될 수 있다. 프로세서(120)는 단일 펄스(pulse)의 최대값과 최소값으로부터 각각 최대 혈압과 최저 혈압을 산출할 수 있고, 증강 지수는 증강 압력(Augmentation pressure; AP)와 맥압(Pulse Pressure; PP)으로부터 $Aix(\%) = 100 \times AP/PP$ 를 이용하여 산출할 수 있다. 이때, 프로세서(120)는 펄스의 최대값과 최소값의 차이로부터 맥압을 산출할 수 있고, 수축기 혈압과 혈압 파형 이계도 함수의 영점 교차점으로부터 탐지된 수축기 이전의 상승상(rising phase)의 변곡점(inflexion point)의 차이로부터 증강 압력을 산출할 수 있다.

[0073] 일 예에 따라 프로세서(120)는 원 압력 파형과 추정된 압력 파형의 오차를 평가하는 평가 지표로서 평균절대오차(Mean absolute error; MAE), 표준편차(Standard deviation; SD), 95%의 신뢰 구간(Confidence interval; CI)과 값의 범위에 따른 참값과 추정값의 편차를 분석하기 위한 블랜드-알트만 분석(Bland-Altman analysis)을 사용할 수 있다. 또한, 나이나 고혈압 여부에 따라 혈압 파형의 형태가 변화할 수 있으므로 프로세서(120)는 고혈압군과 정상군, 청년층과 노년층으로 나누어 평가할 수 있다. 이때, 프로세서(120)는 상완 동맥 압력 파형(brachial artery blood pressure)을 기준으로 수축기 혈압이 140mmHg 이상이거나 확장기 혈압이 100mmHg 이상인 경우를 고혈압군으로 분류할 수 있고, 청년층과 노년층은 40세를 기준으로 분류할 수 있다.

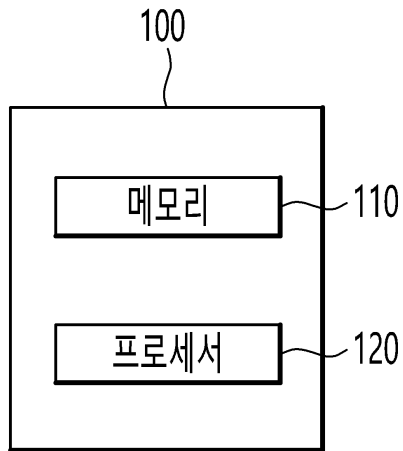
[0075] 전술한 본 명세서의 설명은 예시를 위한 것이며, 본 명세서의 내용이 속하는 기술분야의 통상의 지식을 가진 자는 본 발명의 기술적 사상이나 필수적인 특징을 변경하지 않고서 다른 구체적인 형태로 쉽게 변형이 가능하다는 것을 이해할 수 있을 것이다. 그러므로 이상에서 기술한 실시예들은 모든 면에서 예시적인 것이며 한정적이 아닌 것으로 이해해야만 한다. 예를 들어, 단일형으로 설명되어 있는 각 구성 요소는 분산되어 실시될 수도 있으며, 마찬가지로 분산된 것으로 설명되어 있는 구성요소들도 결합된 형태로 실시될 수 있다.

[0076] 본 발명에 따른 방법을 구성하는 단계들에 대하여 명백하게 순서를 기재하거나 반하는 기재가 없다면, 상기 단계들은 적당한 순서로 행해질 수 있다. 반드시 상기 단계들의 기재 순서에 따라 본 발명이 한정되는 것은 아니다. 본 발명에서 모든 예들 또는 예시적인 용어(예를 들어, 등등)의 사용은 단순히 본 발명을 상세히 설명하기 위한 것으로서 특허청구범위에 의해 한정되지 않는 이상 상기 예들 또는 예시적인 용어로 인해 본 발명의 범위가 한정되는 것은 아니다. 또한, 당업자는 다양한 수정, 조합 및 변경이 부가된 특허청구범위 또는 그 균등물의 범주내에서 설계 조건 및 팩터에 따라 구성될 수 있음을 알 수 있다.

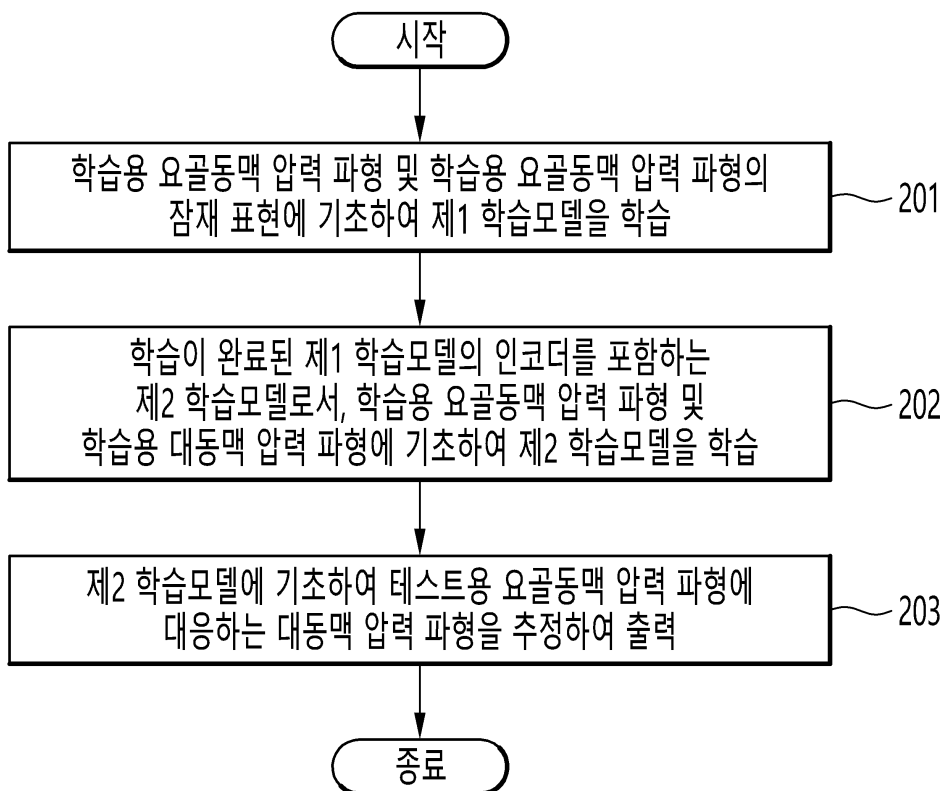
[0077] 따라서, 본 발명의 사상은 상기 설명된 실시 예에 국한되어 정해져서는 아니 되며, 후술하는 특허청구범위뿐만 아니라 이 특허청구범위와 균등한 또는 이로부터 등가적으로 변경된 모든 범위는 본 발명의 사상의 범주에 속한다고 할 것이다.

도면

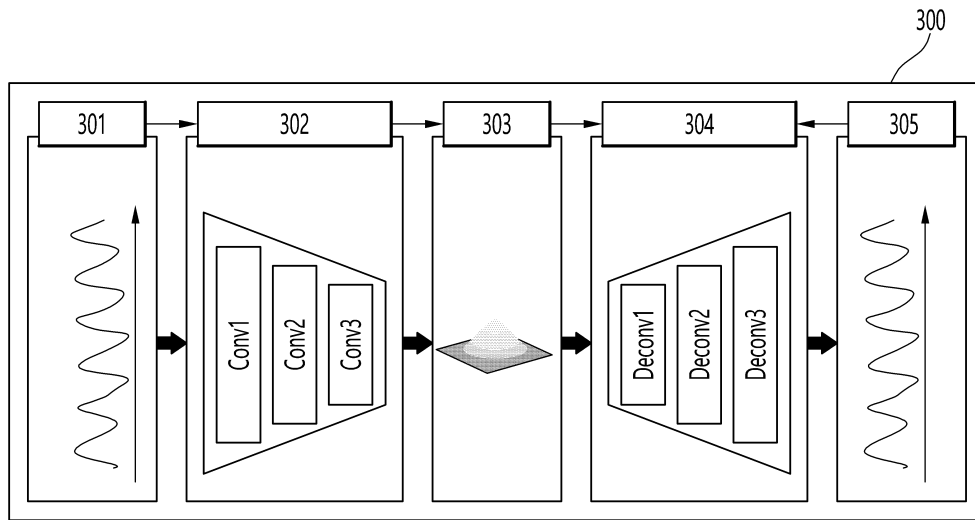
도면1



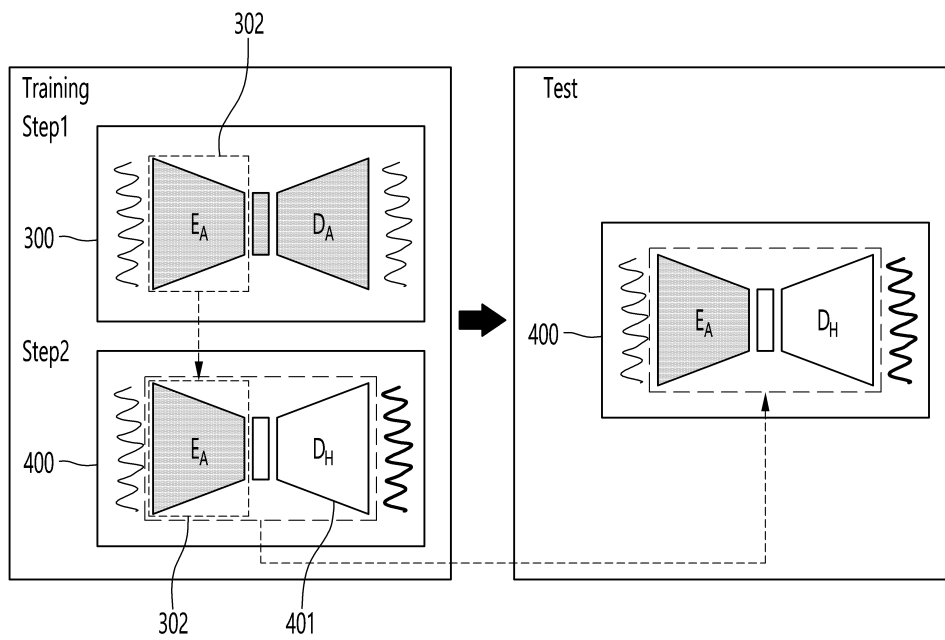
도면2



도면3



도면4



도면5

