



(19) 대한민국특허청(KR)

(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2022년01월18일

(11) 등록번호 10-2352859

(24) 등록일자 2022년01월13일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)

G16H 50/20 (2018.01) G06N 3/08 (2006.01)

G16H 50/70 (2018.01)

(52) CPC특허분류

G16H 50/20 (2018.01)

A61B 5/7264 (2013.01)

(21) 출원번호 10-2021-0021984

(22) 출원일자 2021년02월18일

심사청구일자 2021년02월18일

(56) 선행기술조사문헌

JP2019531792 A*

KR1020130015368 A*

KR1020200068161 A*

KR102186159 B1*

*는 심사관에 의하여 인용된 문헌

(73) 특허권자

연세대학교 산학협력단

서울특별시 서대문구 연세로 50 (신촌동, 연세대학교)

주식회사 온택트헬스

서울특별시 서대문구 이화여대길 50-5, 5층(대현동, 파비빌딩)

(72) 발명자

장혁재

서울특별시 서대문구 성산로 543, 201호(대신동, 국제빌)

홍영택

서울특별시 마포구 광성로 17, 107동 407호(신수동, 신촌숲아이파크)

(뒷면에 계속)

(74) 대리인

성병기

전체 청구항 수 : 총 16 항

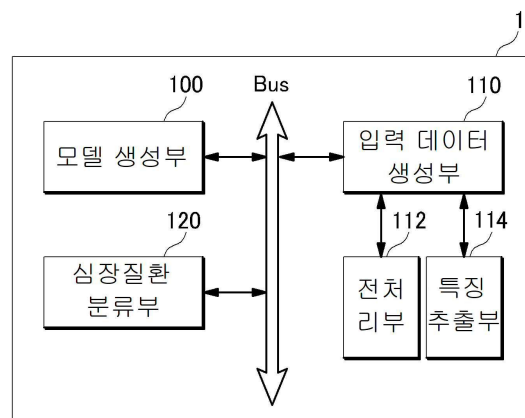
심사관 : 김재현

(54) 발명의 명칭 심장질환의 유무를 분류하는 장치 및 방법

(57) 요약

합성곱 블록층, 1차원 풀링층, 글로벌 풀링층 및 완전 연결층을 포함하고, 기설정된 길이의 심음도 기반의 입력 데이터를 입력받고 심장질환을 분류하는 CNN기반의 심장질환 분류 모델을 생성하는 모델 생성부, 멜 스펙트럼(Mel spectrum) 기반 특징 추출 기법을 통해 상기 심음도로부터 상기 입력 데이터를 생성하는 입력 데이터 생성부 및 상기 입력 데이터를 상기 심장질환 분류 모델에 입력하여 상기 심장질환을 분류하는 심장질환 분류부를 포함하는 심장질환 분류 장치를 제공할 수 있다.

대표도 - 도1



(52) CPC특허분류

A61B 5/742 (2021.01)

A61B 7/04 (2013.01)

G06N 3/08 (2013.01)

G16H 50/70 (2018.01)

(72) 발명자

장영결

서울특별시 광진구 광장로3길 22, 나동 111호(광장동, 미도빌라)

이지나

경기도 용인시 기흥구 사은로126번길 10, 118동 501호(보라동, 민속마을 쌍용아파트)

맹신희

서울특별시 서대문구 성산로 543, 201(대신동, 국제빌딩)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711116343
과제번호	2018-0-00861-003
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	정보통신기획평가원
연구사업명	SW컴퓨팅산업원천기술개발(R&D)
연구과제명	의료데이터분석 지능형 SW 기술개발
기 여 율	1/1
과제수행기관명	정보통신산업진흥원
연구기간	2020.01.01 ~ 2021.03.30

공지예외적용 : 있음

명세서

청구범위

청구항 1

심장질환의 유무를 분류하는 장치에 있어서,

합성곱 블록층, 1차원 풀링층, 글로벌 풀링층 및 완전 연결층을 포함하고, 기설정된 길이의 심음도(PCG: Phonocardiogram) 기반의 입력 데이터를 입력받고 심장질환을 분류하는 CNN(Convolutional Neural Network) 기반의 심장질환 분류 모델을 생성하는 모델 생성부;

멜 스펙트럼(Mel spectrum) 기반 특징 추출 기법을 통해 상기 심음도로부터 상기 입력 데이터를 생성하는 입력 데이터 생성부; 및

상기 입력 데이터를 상기 심장질환 분류 모델에 입력하여 상기 심장질환을 분류하는 심장질환 분류부를 포함하는 것인, 심장질환 분류 장치.

청구항 2

제 1 항에 있어서,

상기 심장질환 분류 모델은 상기 합성곱 블록층 및 상기 1차원 풀링층을 포함하는 4개의 제 1 서브층 및 상기 합성곱 블록층 및 상기 글로벌 풀링층을 포함하는 1개의 제 2 서브층을 포함하는 것인, 심장질환 분류 장치.

청구항 3

제 2 항에 있어서,

상기 심장질환 분류 모델은 상기 제 1 서브층, 상기 제 2 서브층 및 상기 완전 연결층의 순서로 연결되도록 구성된 것인, 심장질환 분류 장치.

청구항 4

제 1 항에 있어서,

상기 합성곱 블록층은 2세트의 1차원 합성곱 연산과 활성화함수를 포함하는 것인, 심장질환 분류 장치.

청구항 5

제 4 항에 있어서,

상기 활성화함수는 렐루(Rectified Linear Unit, ReLU)인 것인, 심장질환 분류 장치.

청구항 6

제 2 항에 있어서,

상기 입력 데이터 생성부는,

버터워스 필터(Butterworth Filter)에 기초하여 기설정된 주기수의 상기 심음도의 신호의 범위를 결정하는 전처리부; 및

상기 멜 스펙트럼 기반 특징 추출 기법으로서 MFCC(Mel-Frequency Cepstral Coefficient)에 기초하여 상기 심음도로부터 기설정된 수의 특징 성분을 추출하여 상기 입력 데이터를 생성하는 특징 추출부를 포함하는 것인, 심장질환 분류 장치.

청구항 7

제 6 항에 있어서,

상기 입력 데이터 생성부는 상기 입력 데이터의 유효 길이에 제로 패딩(zero padding)을 적용하여 기설정된 길이의 상기 입력 데이터를 생성하는 것인, 심장질환 분류 장치.

청구항 8

제 7 항에 있어서,

상기 글로벌 폴링층은 상기 입력 데이터의 유효 길이에 대한 평균을 산출하여 상기 입력 데이터의 유효 특징을 추출하는 것인, 심장질환 분류 장치.

청구항 9

심장질환의 유무를 분류하는 방법에 있어서,

합성곱 블록층, 1차원 풀링층, 글로벌 폴링층 및 완전 연결층을 포함하고, 기설정된 길이의 심음도 기반의 입력 데이터를 입력받고 심장질환을 분류하는 CNN 기반의 심장질환 분류 모델을 생성하는 단계;

멜 스펙트럼 기반 특징 추출 기법을 통해 상기 심음도로부터 상기 입력 데이터를 생성하는 단계; 및

상기 입력 데이터를 상기 심장질환 분류 모델에 입력하여 상기 심장질환을 분류하는 단계

를 포함하는 것인, 심장질환 분류 방법.

청구항 10

제 9 항에 있어서,

상기 심장질환 분류 모델은 상기 합성곱 블록층 및 상기 1차원 풀링층을 포함하는 4개의 제 1 서브층 및 상기 합성곱 블록층 및 상기 글로벌 폴링층을 포함하는 1개의 제 2 서브층을 포함하는 것인, 심장질환 분류 방법.

청구항 11

제 10 항에 있어서,

상기 심장질환 분류 모델은 상기 제 1 서브층, 상기 제 2 서브층 및 상기 완전 연결층의 순서로 연결되도록 구성된 것인, 심장질환 분류 방법.

청구항 12

제 9 항에 있어서,

상기 합성곱 블록층은 2세트의 1차원 합성곱 연산과 활성화함수를 포함하는 것인, 심장질환 분류 방법.

청구항 13

제 12 항에 있어서,

상기 활성함수는 렐루인 것인, 심장질환 분류 방법.

청구항 14

제 10 항에 있어서,

상기 입력 데이터를 생성하는 단계는,

버터워스 필터에 기초하여 기설정된 주기수의 상기 심음도의 신호의 범위를 결정하는 단계; 및

상기 멜 스펙트럼 기반 특징 추출 기법으로서 MFCC에 기초하여 상기 심음도로부터 기설정된 수의 특징 성분을 추출하여 상기 입력 데이터를 생성하는 단계를 포함하는 것인, 심장질환 분류 방법.

청구항 15

제 14 항에 있어서,

상기 입력 데이터를 생성하는 단계는,

상기 입력 데이터의 유효 길이에 제로 패딩(zero padding)을 적용하여 기설정된 길이의 상기 입력 데이터를 생성하는 단계를 더 포함하는 것인, 심장질환 분류 방법.

청구항 16

제 15 항에 있어서,

상기 글로벌 폴링층은 상기 입력 데이터의 유효 길이에 대한 평균을 산출하는 것인, 심장질환 분류 방법.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 심장질환의 유무를 분류하는 장치 및 방법에 관한 것이다.

배경 기술

[0003] 청진기를 통해 쉽게 들을 수 있는 심장음은 심장질환 진단에 있어 가장 먼저 수행되는 기본적인 검사방법이다. 심음도(PCG: Phonocardiogram)는 전자 청진기를 통해 여러 심장주기 동안의 심장음을 기록한 것으로 청진의 시각화 및 심장질환 진단 목적으로 사용된다.

[0004] 도 6을 참조하면, 심음도는 S1, Systole, S2, Diastole의 총 4가지의 상태로 구분되어 있으며, 4가지 상태를 순차적으로 연결해 하나의 주기를 형성한다. 도 6의 (a)와 같이 정상적인 심음도에는 신호에 잡음이 거의 없지만 도 6의 (b)와 같이 심장질환을 가지고 있는 환자의 심음도의 경우 신호 전반에 걸쳐 잡음이 많이 섞여 있다.

[0005] 이와 같이, 심음도를 활용하면 심장박동에 의해 판막이 열리고 닫히는 소리의 이상을 분석해 판막 관련 질환 초기 진단이 가능해진다. 비침습적인 방법으로 쉽게 심장박동을 분석이 가능하다는 장점이 있지만, 정확한 분석을 수행하기까지 전문적 수련을 필요로 하고 전문의 마다 소견이 다를 수 있어 형식적인 절차로 수행되고 있다.

[0006] 최근에는 컴퓨터 단층 촬영, 자기 공명영상, 초음파 영상 검사 등 정밀 검사 방법들이 표준으로 자리 잡으면서 PCG의 활용도는 점차 낮아지고 있는 상황이다.

[0007] 최근 인공지능 기술의 발전과 함께 PCG 분석을 위한 다양한 기법들이 제안되었다. 대표적으로, 심장음 신호에 1

차원 합성곱 신경망(convolutional neural network, CNN)을 이용한 방법과 은닉 마르코프 모델(hidden markov models, HMM)을 활용한 방법이 있다. 다른 방법으로는 장단기 기억(long short-term memory, LSTM) 기반 인공 신경망 네트워크를 활용한 분석, 신호의 스펙트럼을 분석해 이미지 형태로 분석하는 2D CNN방법이 있다.

[0008] 이와 관련하여, 한국등록특허 제10-1524226호는 신경망을 이용한 심장질환판별 방법 및 그 장치를 개시하고 있다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0010] 본 발명은 PCG 특징 분석에 적합한 1차원 CNN(Convolutional Neural Network) 기반의 심장질환 분류 모델을 통해 심장질환의 유무를 분류하는 심장질환 분류 장치 및 방법을 제공하고자 한다.

[0011] 또한, 본 발명은 PCG 신호를 MFCC(Mel-Frequency Cepstral Coefficient)에 기초하여 유의미한 음성학적 특징으로 변환하여 입력 데이터를 생성하는 심장질환 분류 장치 및 방법을 제공하고자 한다.

[0012] 다만, 본 실시예가 이루고자 하는 기술적 과제는 상기된 바와 같은 기술적 과제들로 한정되지 않으며, 또 다른 기술적 과제들이 존재할 수 있다.

과제의 해결 수단

[0014] 상술한 기술적 과제를 달성하기 위한 기술적 수단으로서, 본 발명의 일 실시예는 합성곱 블록층, 1차원 풀링층, 글로벌 풀링층 및 완전 연결층을 포함하고, 기설정된 길이의 심음도(PCG: Phonocardiogram) 기반의 입력 데이터를 입력받고 심장질환을 분류하는 CNN(Convolutional Neural Network) 기반의 심장질환 분류 모델을 생성하는 모델 생성부, 멜 스펙트럼(Mel spectrum) 기반 특징 추출 기법을 통해 상기 심음도로부터 상기 입력 데이터를 생성하는 입력 데이터 생성부 및 상기 입력 데이터를 상기 심장질환 분류 모델에 입력하여 상기 심장질환을 분류하는 심장질환 분류부를 포함하는 심장질환 분류 장치를 제공할 수 있다.

[0015] 또한, 본 발명의 다른 실시예는 합성곱 블록층, 1차원 풀링층, 글로벌 풀링층 및 완전 연결층을 포함하고, 기설정된 길이의 심음도 기반의 입력 데이터를 입력받고 심장질환을 분류하는 CNN 기반의 심장질환 분류 모델을 생성하는 단계, 멜 스펙트럼 기반 특징 추출 기법을 통해 상기 심음도로부터 상기 입력 데이터를 생성하는 단계 및 상기 입력 데이터를 상기 심장질환 분류 모델에 입력하여 상기 심장질환을 분류하는 단계를 포함하는 심장질환 분류 방법을 제공할 수 있다.

[0016] 상술한 과제 해결 수단은 단지 예시적인 것으로서, 본 발명을 제한하려는 의도로 해석되지 않아야 한다. 상술한 예시적인 실시예 외에도, 도면 및 발명의 상세한 설명에 기재된 추가적인 실시예가 존재할 수 있다.

발명의 효과

[0018] 전술한 본 발명의 과제 해결 수단 중 어느 하나에 의하면, RNN(Recurrent Neural Network)기반 모델을 사용하지 않고 1차원 CNN만 이용하여 시간에 따른 신호변화를 모델링 함으로써 연산 시간과 네트워크의 복잡도를 크게 줄일 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0020] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 심장질환 분류 장치의 블록도이다.

도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 심장질환 분류 장치의 구성도이다.

도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 CNN 기반 심장질환 분류 모델의 네트워크 구조를 도시한 도면이다.

도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 합성곱 블록층의 구성도이다.

도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 심장질환 분류 방법의 흐름도이다.

도 6은 정상 심음도와 비정상 심음도를 도시한 도면이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0021] 아래에서는 첨부한 도면을 참조하여 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자가 용이하게 실시할

수 있도록 본 발명의 실시예를 상세히 설명한다. 그러나 본 발명은 여러 가지 상이한 형태로 구현될 수 있으며 여기에서 설명하는 실시예에 한정되지 않는다. 그리고 도면에서 본 발명을 명확하게 설명하기 위해서 설명과 관계없는 부분은 생략하였으며, 명세서 전체를 통하여 유사한 부분에 대해서는 유사한 도면 부호를 붙였다.

- [0022] 명세서 전체에서, 어떤 부분이 다른 부분과 "연결"되어 있다고 할 때, 이는 "직접적으로 연결"되어 있는 경우뿐 아니라, 그 중간에 다른 소자를 사이에 두고 "전기적으로 연결"되어 있는 경우도 포함한다. 또한 어떤 부분이 어떤 구성요소를 "포함"한다고 할 때, 이는 특별히 반대되는 기재가 없는 한 다른 구성요소를 제외하는 것이 아니라 다른 구성요소를 더 포함할 수 있는 것을 의미하며, 하나 또는 그 이상의 다른 특징이나 숫자, 단계, 동작, 구성요소, 부분품 또는 이들을 조합한 것들의 존재 또는 부가 가능성을 미리 배제하지 않는 것으로 이해되어야 한다.
- [0023] 본 명세서에 있어서 '부(部)'란, 하드웨어에 의해 실현되는 유닛(unit), 소프트웨어에 의해 실현되는 유닛, 양방을 이용하여 실현되는 유닛을 포함한다. 또한, 1 개의 유닛이 2 개 이상의 하드웨어를 이용하여 실현되어도 되고, 2 개 이상의 유닛이 1 개의 하드웨어에 의해 실현되어도 된다.
- [0024] 본 명세서에 있어서 단말 또는 디바이스가 수행하는 것으로 기술된 동작이나 기능 중 일부는 해당 단말 또는 디바이스와 연결된 서버에서 대신 수행될 수도 있다. 이와 마찬가지로, 서버가 수행하는 것으로 기술된 동작이나 기능 중 일부도 해당 서버와 연결된 단말 또는 디바이스에서 수행될 수도 있다.
- [0025] 이하 첨부된 도면을 참고하여 본 발명의 일 실시예를 상세히 설명하기로 한다.
- [0026] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 심장질환 분류 장치의 블록도이고, 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 심장질환 분류 장치의 구성도이고, 도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 CNN 기반 심장질환 분류 모델의 네트워크 구조를 도시한 도면이고, 도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 합성곱 블록층의 구성도이다.
- [0027] 도 1 및 2를 참조하면, 심장질환 분류 장치(1)는 모델 생성부(100), 입력 데이터 생성부(110) 및 심장질환 분류부(120)를 포함할 수 있다. 입력 데이터 생성부(110)는 전처리부(112) 및 특징 추출부(114)를 포함할 수 있다.
- [0028] 심장질환 분류 장치(1)는 입력받은 심음도 신호(210)에 대해 세그멘테이션(220)한 후 분류(240)를 수행할 수 있다.
- [0029] 예를 들어, 심장질환 분류 장치(1)는 세그멘테이션(220)을 통해 심음도 신호(210)의 레이블을 생성할 수 있다.
- [0030] 구체적으로, 심장질환 분류 장치(1)는 레이블을 생성하기 위해 1 Khz로 다운 샘플링 후 레이블 분석을 진행하고, 이 후 다시 업샘플링하여 학습을 진행할 수 있다.
- [0031] 본원에 따르면, 심음도 신호의 세그멘테이션(220)에 대한 레이블을 기반으로 데이터를 앙상블 함으로써 네트워크의 성능을 향상시킬 수 있다. 이를 통해 질병 진단 네트워크 학습을 진행하여 데이터의 어떤 부분을 보고 질병을 진단했는지 확인할 수 있어 더욱 높은 수준의 학습이 가능해진 것으로 상정된다.
- [0032] 또한, 심장질환 분류 장치(1)는 데이터 전처리(230)를 통해 신호의 잡음과 이상값을 제거할 수 있다.
- [0033] 또한, 심장질환 분류 장치(1)는 전처리된 데이터를 3 주기 단위로 분리하고, 이를 MFCC 분석을 통해 네트워크의 입력 데이터를 생성할 수 있다.
- [0034] 심장질환 분류 장치(1)의 일예는 데스크탑, 노트북 등과 같은 퍼스널 컴퓨터(personal computer)뿐만 아니라 유무선 통신이 가능한 모바일 단말을 포함할 수 있다. 모바일 단말은 휴대성과 이동성이 보장되는 무선 통신 장치로서, 스마트폰(smartphone), 태블릿 PC, 웨어러블 디바이스뿐만 아니라, 블루투스(BLE, Bluetooth Low Energy), NFC, RFID, 초음파(Ultrasonic), 적외선, 와이파이(WiFi), 라이파이(LiFi) 등의 통신 모듈을 탑재한 각종 디바이스를 포함할 수 있다. 다만, 심장질환 분류 장치(1)는 도 1에 도시된 형태 또는 앞서 예시된 것들로 한정 해석되는 것은 아니다.
- [0035] 모델 생성부(100)는 심음도 기반의 입력 데이터를 입력받고 심장질환을 분류하는 CNN 기반 심장질환 분류 모델을 생성할 수 있다.
- [0036] 도 3을 참조하면, 심장질환 분류 모델(320)은 합성곱 블록층(332), 1차원 풀링층(334), 글로벌 풀링층(342) 및 완전 연결층(350)을 포함할 수 있다.
- [0037] 예를 들어, 심장질환 분류 모델(320)은 합성곱 블록층(332) 및 1차원 풀링층(334)을 포함하는 4개의 제 1 서브층(330) 및 합성곱 블록층(332) 및 글로벌 풀링층(342)을 포함하는 1개의 제 2 서브층(340)을 포함할 수 있다.

여기서, 심장질환 분류 모델(320)은 제 1 서브층(330), 제 2 서브층(340) 및 완전 연결층(350)의 순서로 연결되도록 구성될 수 있다.

- [0038] 즉, 심장질환 분류 모델(320)은 마지막 합성곱 블록층(332)과 완전 연결층(350) 사이에 글로벌 풀링층(342)을 포함한다. 이때, 글로벌 풀링층(342)에서는 전체 크기에 대하여 평균을 구하는 것이 아니라 실제 유효 길이에 맞게 계산하여 네트워크의 성능을 개선시킬 수 있다.
- [0039] 도 4를 참조하면, 합성곱 블록층(332)은 2세트의 1차원 합성곱 연산과 활성화함수를 포함할 수 있다. 이 때, 활성화 함수는 렐루(Rectified Linear Unit, ReLU)일 수 있다.
- [0040] 여기서, 합성곱 블록층(332)의 필터 개수는 32개를 시작으로 두배씩 증가하여 512개를 최대로 할 수 있다.
- [0041] 심장질환 분류 모델(320)의 하이퍼 파라미터는 깊이(층의 개수) 5, 필터 개수 32, 배치 사이즈 64일 수 있다.
- [0042] 모델 생성부(100)는 심장질환 분류 모델에 심음도 기반의 학습 데이터를 입력하여 심장질환을 분류하도록 심장질환 분류 모델을 학습시킬 수 있다.
- [0043] 입력 데이터 생성부(110)는 멜 스펙트럼(Mel spectrum) 기반 특징 추출 기법을 통해 상기 심음도로부터 상기 입력 데이터를 생성할 수 있다.
- [0044] 또한, 입력 데이터 생성부(110)는 입력 데이터의 유효 길이에 제로 패딩(zero padding)을 적용하여 기설정된 길이의 입력 데이터를 생성할 수 있다.
- [0045] 예를 들어, 입력 데이터 생성부(110)는 샘플마다 심장박동 주기가 다를 수 있기 때문에 인간의 가역 심장박동 범위에 맞춰 심음도의 주기 중 최대 크기에 맞춰 제로 패딩을 적용해 길이가 모두 720이 되도록 할 수 있다. 이 때, 처리가 완료된 입력 데이터는 최종 13×720 의 데이터의 형태일 수 있다.
- [0046] 심장질환 분류 모델의 글로벌 풀링층은 입력 데이터의 유효 길이에 대한 평균을 산출하여 입력 데이터의 유효 특징을 추출할 수 있다.
- [0047] 전처리부(112)는 버터워스 필터(Butterworth Filter)에 기초하여 기설정된 주기수의 심음도의 신호의 범위를 결정할 수 있다.
- [0048] 심장을 대부분의 정보는 저역대에 포함되어 있고 고역대로 갈수록 노이즈가 많이 분포한다. 따라서, 전처리부(112)는 효과적으로 심장을 추출하기 위해 버터워스 필터를 사용해 신호의 범위를 결정할 수 있다.
- [0049] 또한, 전처리부(112)는 spike removal 메소드를 통해 심음도의 신호에서 노이즈(튀는 값)를 보정할 수 있다.
- [0050] 여기서, 전처리부(112)는 데이터 양상불을 통한 정확도 향상을 위해 심음도의 분할을 진행하여 데이터를 충분한 정보를 포함할 수 있는 3개 주기의 심음도 데이터로 분할할 수 있다. 여기서, 심음도의 분할은 은닉 마르코프 모형(HMM: Hidden Markov Model)기반의 분할 기법이 이용될 수 있다.
- [0051] 특징 추출부(114)는 멜 스펙트럼 기반 특징 추출 기법으로서 MFCC에 기초하여 심음도로부터 기설정된 수의 특징 성분을 추출하여 입력 데이터를 생성할 수 있다.
- [0052] MFCC란 인간이 소리를 듣는 방식을 반영한 특징 추출 기법으로서, 특징 추출부(114)는 700 Hz 미만의 주파수 대역으로 심음도의 분석을 위해 13개의 Mel 계수 값을 사용할 수 있다.
- [0053] 즉, 본원에서는 심음도의 신호를 MFCC 방법으로 유의미한 음성학적 특징으로 변환해 입력 데이터로 사용한다.
- [0054] 심장질환 분류부(120)는 입력 데이터를 심장질환 분류 모델에 입력하여 심장질환을 분류할 수 있다.
- [0055] 예를 들어, 심장질환 분류부(120)는 입력 데이터를 정상(Normal), 대동맥 판막 협착증(Aortic stenosis), 승모 판막 폐쇄 부전증(Mitral regurgitation), 대동맥 판막 폐쇄 부전증(Aortic regurgitation), 승모판막 협착증(Mitral stenosis) 및 동맥관 개존증(Patent ductus arteriosus) 중 어느 하나로 분류할 수 있다.
- [0056] 본 출원인은 PhysioNet Challenge 2016에서 공개적으로 제공하는 3240개의 심장소리 데이터를 활용하여 본원에 따른 실시예와 비교예의 성능을 비교하는 실험을 수행하였다.
- [0057] 네트워크의 성능을 측정하기 위해 층의 깊이와 필터 개수, 배치 사이즈를 조정하며 결과를 비교하였다. 오차 갱신을 위한 손실 함수로는 이진 교차 엔트로피를 사용하였고 모델의 성능을 평가하기 위한 지표로는 Acc(Accuracy), Ppv(Positive Predictive Value), Se(Sensitivity), Sp(Specificity), MAcc(Modified

Accuracy)를 사용하였다. PhysioNet Challenge 2016와 동일한 비교를 위해 Sensitivity, Specificity, MAcc는 다음과 같이 정의하였다.

$$Se = \frac{wa_1 * Aa_1}{Aa_1 + Aq_1 + An_1} + \frac{wa_2 * (Aa_2 + Aq_2)}{Aa_2 + Aq_2 + An_2}$$

$$Sp = \frac{wn_1 * Nn_1}{Na_1 + Nq_1 + Nn_1} + \frac{wn_2 * (Nn_2 + Nq_2)}{Na_2 + Nq_2 + Nn_2}$$

$$MAcc = \frac{Se + Sp}{2}$$

성능 비교 결과, 이하의 표 1과 같이 본원에서의 하이퍼 파라미터(4/32/64)가 정확도, 민감도, 특이도 등 다수의 지표에서 가장 높은 값을 갖는 것으로 확인되었다. 표 1에서 N은 층의 개수이고 F는 필터 개수이며 B는 배치 사이즈를 의미한다.

표 1

N/F/B	ACC	Se	Sp	PPV	MAcc
4/16/64	0.94	0.72	0.98	0.83	0.85
4/32/64	0.94	0.87	0.95	0.73	0.91
5/32/64	0.95	0.87	0.97	0.82	0.92

또한, 이하의 표 2와 같이 본원의 심장질환 분류 모델의 네트워크(본원의 실시예)가 PhysioNet Challenge 2016에서 제안된 다른 기법들과 비교해 우수한 심장질환 진단 성능을 보였다. 여기서, Potes의 기법은 CNN과 앙상블 기법 중 하나인 아다부스트를 사용한 기법이었으며 Zabihi의 기법은 support vector machine 여러 개를 앙상블한 형태이고 Kay & agarwal의 기법은 regularized neural network를 사용해 학습한 기법이다. 또한, Regularized neural network는 가중치를 규제를 통해 오버피팅을 막아주고 일반화에 적합한 특성을 갖도록 하는 기법이다.

표 2

	Se	Sp	MAcc
Potes et al.	0.94	0.78	0.86
Zabihi et al.	0.87	0.85	0.86
Kay & Agarwal	0.87	0.83	0.85
본원의 실시예	0.87	0.97	0.92

도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 심장질환 분류 방법의 흐름도이다. 도 5에 도시된 일 실시예에 따른 심장질환 분류 방법은 도 1에 도시된 심장질환 분류 장치에서 시계열적으로 처리되는 단계들을 포함한다. 따라서, 이하 생략된 내용이라고 하더라도 도 5에 도시된 일 실시예에 따라 수행되는 심장질환 분류 방법에도 적용된다.

단계 S500에서 심장질환 분류 장치는 심음도 기반의 입력 데이터를 입력받고 심장질환을 분류하는 CNN 기반의 심장질환 분류 모델을 생성할 수 있다. 여기서, 심장질환 분류 모델은 합성곱 블록층, 1차원 풀링층, 글로벌 풀링층 및 완전 연결층을 포함할 수 있다.

단계 S510에서 심장질환 분류 장치는 멜 스펙트럼 기반 특징 추출 기법을 통해 심음도로부터 입력 데이터를 생성할 수 있다.

단계 S520에서 심장질환 분류 장치는 입력 데이터를 심장질환 분류 모델에 입력하여 심장질환을 분류할 수 있다.

도 5를 통해 설명된 심장질환 분류 방법은 매체에 저장된 컴퓨터 프로그램의 형태로 구현되거나, 컴퓨터에 의해 실행되는 프로그램 모듈과 같은 컴퓨터에 의해 실행 가능한 명령어를 포함하는 기록 매체의 형태로도 구현될 수 있다. 컴퓨터 판독 가능 매체는 컴퓨터에 의해 액세스될 수 있는 임의의 가용 매체일 수 있고, 휘발성 및 비휘발성 매체, 분리형 및 비분리형 매체를 모두 포함한다. 또한, 컴퓨터 판독가능 매체는 컴퓨터 저장 매체를 포

함할 수 있다. 컴퓨터 저장 매체는 컴퓨터 판독가능 명령어, 데이터 구조, 프로그램 모듈 또는 기타 데이터와 같은 정보의 저장을 위한 임의의 방법 또는 기술로 구현된 휘발성 및 비휘발성, 분리형 및 비분리형 매체를 모두 포함한다.

[0074] 전술한 본 발명의 설명은 예시를 위한 것이며, 본 발명이 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 구성 요소들도 결합된 형태로 실시될 수 있다.

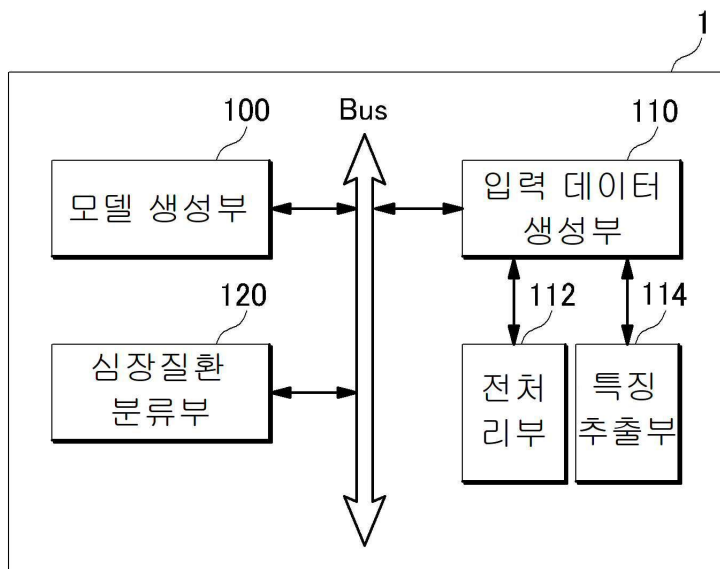
[0075] 본 발명의 범위는 상기 상세한 설명보다는 후술하는 특허청구범위에 의하여 나타내어지며, 특허청구범위의 의미 및 범위 그리고 그 균등 개념으로부터 도출되는 모든 변경 또는 변형된 형태가 본 발명의 범위에 포함되는 것으로 해석되어야 한다.

부호의 설명

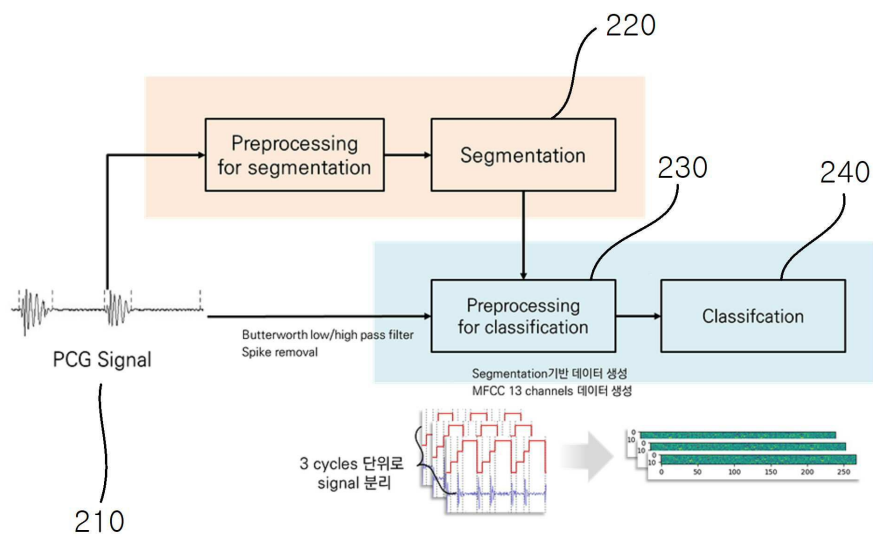
[0077] 1: 심장질환 분류 장치
100: 모델 생성부
110: 입력 데이터 생성부
112: 전처리부
114: 특징 추출부
120: 심장질환 분류부

도면

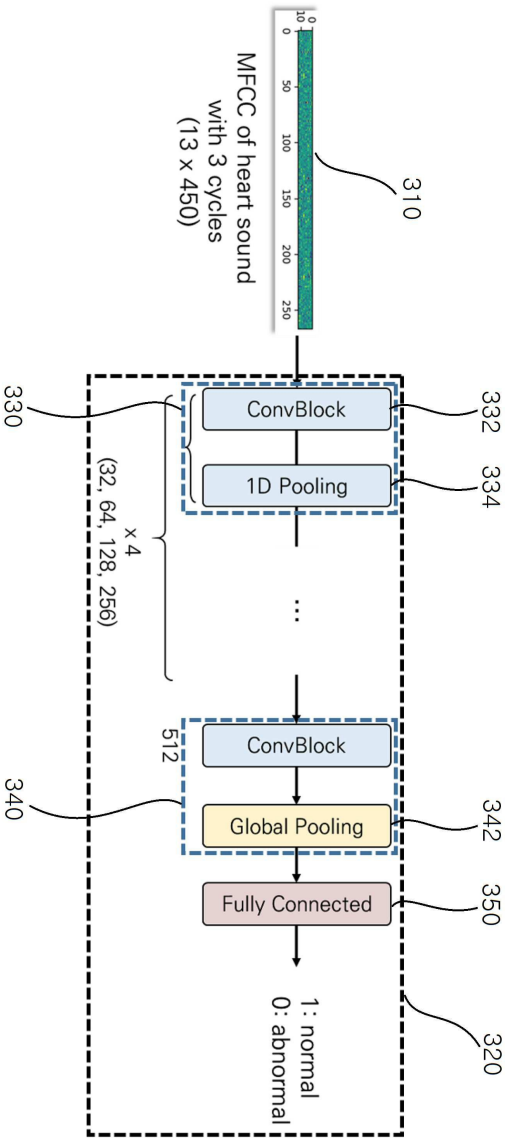
도면1



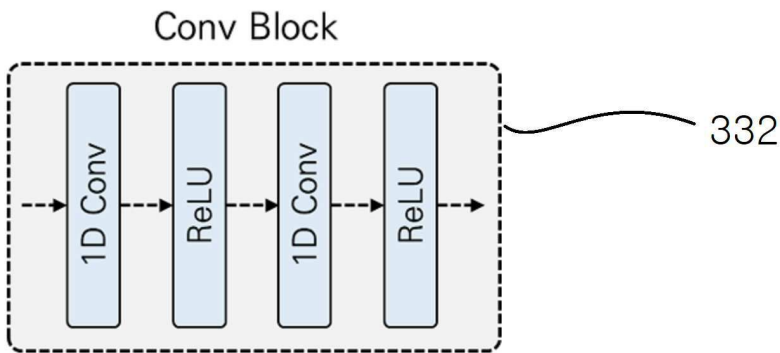
도면2



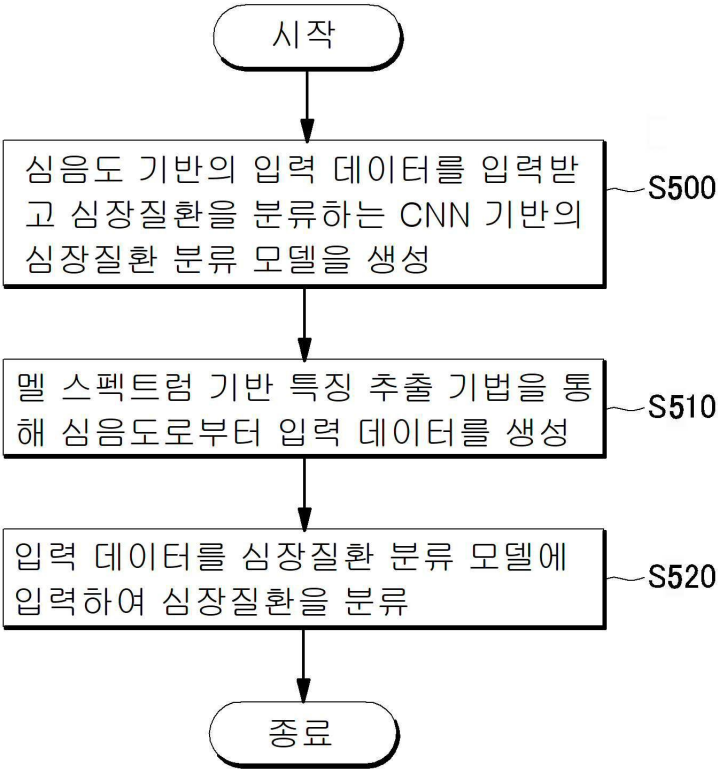
도면3



도면4



도면5



도면6

