



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2021-0083535
(43) 공개일자 2021년07월07일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)

A61B 5/00 (2021.01) A61B 5/08 (2006.01)
G06N 3/04 (2006.01) G06N 3/08 (2006.01)
G16H 50/20 (2018.01)

(52) CPC특허분류

A61B 5/7275 (2013.01)
A61B 5/0823 (2013.01)

(21) 출원번호 10-2019-0175896

(22) 출원일자 2019년12월27일

심사청구일자 2019년12월27일

(71) 출원인

충남대학교산학협력단

대전광역시 유성구 대학로 99 (궁동, 충남대학교)

(72) 발명자

이규철

대전광역시 유성구 용산2로 30, 205동 203호 (경
남아너스빌1단지아파트)

백문기

대전광역시 유성구 문화원로 85 이즈타워 608호

강재식

충청북도 청주시 상당구 월평로 207, 105동 201호
(용암형석아파트)

(74) 대리인

이은철, 김재문

전체 청구항 수 : 총 6 항

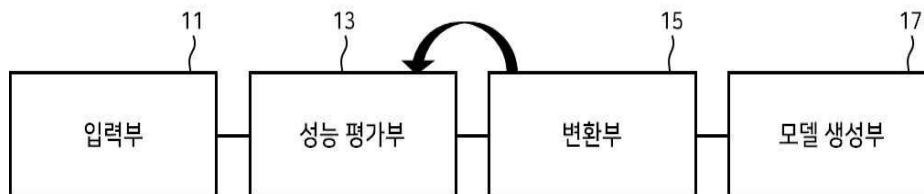
(54) 발명의 명칭 기침 인식 성능 향상을 위한 멀티모달 학습 모델을 생성하는 멀티모달 모델 생성 시스템

(57) 요약

본 발명은 다중 데이터를 결합하여 기침을 감지하는 학습 모델을 생성하는 멀티모달 모델생성 시스템에 있어서, 2차원 구조를 가지는 제1 데이터 및 제2 데이터를 입력받는 입력부; 상기 제1 데이터 또는 상기 제2 데이터 중 어느 하나의 데이터를 전치 변환시켜 변환 데이터를 생성하는 변환부; 및 상기 제1 데이터 또는 상기 제2 데이터 중 변환되지 않은 데이터와 상기 변환 데이터를 열 결합하여 멀티모달 학습 모델을 생성하는 모델 생성부;를 포함하여 머신러닝 또는 딥러닝을 이용함에 있어 기침을 감지하는 성능을 향상시키는 것을 특징으로 한다.

대표도 - 도1

1



(52) CPC특허분류

A61B 5/7203 (2013.01)
A61B 5/7253 (2013.01)
A61B 5/7264 (2013.01)
A61B 5/7278 (2021.01)
G06N 3/0427 (2013.01)
G06N 3/08 (2013.01)
G16H 50/20 (2018.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	2015-0-00930
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	정보통신기획평가원
연구사업명	SW전문인력양성
연구과제명	2019년 SW중심대학 지원사업
기 여 율	1/1
과제수행기관명	충남대학교 산학협력단
연구기간	2019.01.01 ~ 2019.12.31

명세서

청구범위

청구항 1

다중 데이터를 결합하여 기침을 감지하는 학습 모델을 생성하는 멀티모달 모델생성 시스템에 있어서,
2차원 구조를 가지는 제1 데이터 및 제2 데이터를 입력받는 입력부;

상기 제1 데이터 또는 상기 제2 데이터 중 어느 하나의 데이터를 전치 변환시켜 변환 데이터를 생성하는 변환부; 및

상기 제1 데이터 또는 상기 제2 데이터 중 변환되지 않은 데이터와 상기 변환 데이터를 열 결합하여 멀티모달 학습 모델을 생성하는 모델 생성부;를 포함하여

머신러닝 또는 딥러닝을 이용함에 있어 기침을 감지하는 성능을 향상시킬 수 있는 것을 특징으로 하는 멀티모달 모델생성 시스템.

청구항 2

제 1 항에 있어서,

상기 제1 데이터 또는 상기 제2 데이터를 각각 이용한 단일 모달리티 모델의 기침 감지 성능을 평가하는 성능 평가부를 더 포함하는 것을 특징으로 하는 멀티모달 모델생성 시스템.

청구항 3

제 1 항에 있어서,

상기 멀티모달 학습 모델은,

상기 제1 데이터 또는 상기 제2 데이터 중 변환되지 않은 데이터와 상기 변환 데이터를 행렬 직접 연결(concatenation)을 통해 열 결합하는 것을 특징으로 하는 멀티모달 모델생성 시스템.

청구항 4

제 1 항에 있어서,

상기 제1 데이터 또는 상기 제2 데이터는,

피험자의 기침 소리 데이터 또는 기침시 피험자의 움직임을 반영하는 가속도 데이터인 것을 특징으로 하는 멀티모달 모델생성 시스템.

청구항 5

제 4 항에 있어서,

상기 기침 소리 데이터는,

피험자의 기침 소리를 측정 후 Mel Frequency Cepstral Coefficient(MFCC)를 이용하여 노이즈를 제거함으로써, 피험자의 기침 소리 특징 및 기침 시점을 포함하며,

상기 가속도 데이터는,

상기 기침 시점에 대해 데이터 스케일링하여 가속도 특징을 추출한 것을 특징으로 하는 멀티모달 모델생성 시스템.

청구항 6

다중 데이터를 결합하여 딥러닝을 위한 학습모델을 생성하는 멀티모달 모델생성 시스템에 있어서,

2차원 구조를 가지는 피험자의 기침 소리 데이터와 기침시 피험자의 움직임을 반영하는 가속도 데이터를 입력받는 입력부;

상기 양 데이터를 이용한 각 단일 모달리티 모델의 기침 감지 성능을 평가하는 성능 평가부;

기침 감지 성능이 낮은 상기 가속도 데이터를 전치 변환시켜 변환 데이터를 생성하는 변환부; 및

상기 가속도 데이터와 상기 변환 데이터를 열 결합하여 멀티모달 학습 모델을 생성하는 모델 생성부;를 포함하며,

상기 멀티모달 학습 모델은,

상기 가속도 데이터와 상기 변환 데이터가 순서대로 배치되어 열 결합하여 기침을 감지하는 성능을 향상시키는 것을 특징으로 하는 멀티모달 모델생성 시스템.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 딥러닝의 성능 향상을 위한 입력 데이터 모델에 관한 것으로서, 보다 상세하게는 2가지 이상의 데이터를 동시에 학습할 수 있도록 하는 데이터 결합 모델에 관한 것이다.

배경 기술

[0003] 기침은 갑작스럽게 숨을 내뿜는 반사행동이다. 기침은 기도에 놓인 분비물, 자극을 주는 물질, 외부 먼지 또는 미생물을 제거한다. 그러나, 기침은 호흡기 질환의 가장 흔한 증상 중에 하나로, 환자가 진료를 받는 가장 흔한 이유이다. 기침은 보통 호흡기 질환에 해당하는 100여개 이상의 병리학적 증상과 관련되어 있다. 또한 기침은 국내 법정 감염병의 약 24%에 해당하는 감염병의 주요 전파 원인이다. 따라서 기침의 강도와 빈도를 기반으로 한 기침 심각도에 대한 정보는 질병의 적절한 치료와 임상 의사 결정에 중요한 역할을 한다.

[0004] 현재의 기침 심각도를 측정하기 위한 도구로서 기침 점수, 증상 설문지 등의 도구가 사용되고 있지만, 충분한 검증이 이루어지지 않았다. 이러한 도구들은 환자가 자가보고함으로써 이루어진다. 환자의 자가보고는 환자의 기억 이상 또는 자의적 판단에 따라 영향을 받기 때문에 정확하지 않을 수 있으며, 야간 등 시간적 제약이 있다.

[0005] 이러한 주관적이고 시간 제한적인 문제를 해결하기 위해, 기침 자동 감지 시스템이 제안되었으며, 환자의 발성을 분석하고 그 종류를 분류함으로써 객관적인 기침 횟수를 제공하는 시스템이 개발되기도 하였다.

[0006] 최초의 기침 감지를 위한 연구는 1950년에 시작되었다. 대부분의 연구는 일정 시간 동안 실험자의 기침을 테이프에 녹음하고, 기침 소리가 녹음된 테이프를 실험자가 직접 듣고 판단하는 아날로그 방식으로 이루어졌다. 1984년에는 기침 소리를 녹음한 녹음 테이프가 대신 가슴에 심전도 측정 기기를 장착하는 연구가 진행되었다. 연구자가 심전도 측정 기기로부터 직접 근전도를 관찰하고 기록하는 방식이었다.

[0007] 이러한 초기의 기침 감지 시스템은 기계 학습이 적용되기 전까지 수동으로 기침을 분류하였으므로, 일상을 모니터링하는 장시간의 연구에는 부적합하였으며 많은 인적자원을 요구하는 문제가 있었다.

[0008] 또한, 기침 감지 연구는 기침 모니터링을 장시간(24시간)에 걸쳐 동작 가능해야하고, 기침의 감지 성능이 높아야 한다는 2가지 문제를 해결해야 한다.

[0009] 첫째, 기침 모니터링은 장시간에 걸쳐 동작 가능해야 한다. 보통 기침은 여러 병리학적 증상이며 다양한 원인에

의해 발생 가능하므로, 이를 추적하기 위해서는 장시간의 관찰이 필요하다. 또한 치료를 위한 경과 보고(약물 투약 이후 환자 관찰)에도 장시간 관찰이 필수적이므로 장기간 동작을 요하는 것이다.

[0010] 둘째, 기침의 감지에 있어 높은 성능이 요구된다. 이와 같이 높은 감지 성능이 요구되는 이유는 기침이 매우 드물게 발생하는 이벤트이므로 기침이 발생했을 때 정확하게 감지해야 하기 때문이다. 또한 실제 필드 환경에서는 많은 노이즈를 포함하여 성능이 낮아지는 문제점을 해결해야 한다.

[0011] 다만, 최근에 이루어지는 기침 감지 연구들은 대부분 기침 감지 성능 향상에만 초점을 맞추었다. 즉, 최근 연구들은 실험실 환경의 침습적(연구실 환경에서 지정된 위치에 센서 부착) 방식을 이용하므로 데이터 수집 과정에서 사용자 편의성에 대한 고려가 부족하다. 또한 이러한 침습적 방식은 기침을 감지함에 있어 높은 인식률을 가진다고 확신하기 어렵다.

[0012] 따라서, 본 출원인은 사용자 비침화성 문제 및 기침 감지 인식 성능 개선 문제를 위해 2가지 이상의 기침 관련 데이터를 수집하고 가공하는 연구 및 데이터를 결합 모델에 관한 연구를 제안한다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0014] 본 발명은 멀티모달 모델 생성 시스템으로서, 기침을 감지함에 있어 감지 성능이 좋은 데이터 결합 모델을 제공하고자 한다. 본 발명은 기침에 관련된 2가지 종류의 데이터가 결합된 딥러닝 모델을 제공하고자 한다.

과제의 해결 수단

[0015] 상기 목적을 달성하기 위하여 본 발명은, 다중 데이터를 결합하여 기침을 감지하는 학습 모델을 생성하는 멀티모달 모델생성 시스템에 있어서, 2차원 구조를 가지는 제1 데이터 및 제2 데이터를 입력받는 입력부; 상기 제1 데이터 또는 상기 제2 데이터 중 어느 하나의 데이터를 전치 변환시켜 변환 데이터를 생성하는 변환부; 및 상기 제1 데이터 또는 상기 제2 데이터 중 변환되지 않은 데이터와 상기 변환 데이터를 열 결합하여 멀티모달 학습 모델을 생성하는 모델 생성부;를 포함하여 머신러닝 또는 딥러닝을 이용함에 있어 기침을 감지하는 성능을 향상시킬 수 있는 것을 일 특징으로 한다.

[0016] 바람직하게, 상기 제1 데이터 또는 상기 제2 데이터를 각각 이용한 단일 모달리티 모델의 기침 감지 성능을 평가하는 성능 평가부를 더 포함할 수 있다.

[0017] 바람직하게, 상기 멀티모달 학습 모델은,

[0018] 상기 제1 데이터 또는 상기 제2 데이터 중 변환되지 않은 데이터와 상기 변환 데이터를 행렬 직접 연결(concatenation)을 통해 열 결합할 수 있다.

[0019] 바람직하게, 상기 제1 데이터 또는 상기 제2 데이터는, 피험자의 기침 소리 데이터 또는 기침시 피험자의 움직임 데이터를 반영하는 가속도 데이터일 수 있다.

[0020] 바람직하게, 상기 기침 소리 데이터는, 피험자의 기침 소리를 측정한 후 Mel Frequency Cepstral Coefficient(MFCC)를 이용하여 노이즈를 제거함으로써, 피험자의 기침 소리 특징 및 기침 시점을 포함하며, 상기 가속도 데이터는, 상기 기침 시점에 대해 데이터 스케일링하여 가속도 특징을 추출한 것일 수 있다.

[0021] 또한, 상기 목적을 달성하기 위하여 본 발명은, 다중 데이터를 결합하여 딥러닝을 위한 학습모델을 생성하는 멀티모달 모델생성 시스템에 있어서, 2차원 구조를 가지는 피험자의 기침 소리 데이터와 기침시 피험자의 움직임을 반영하는 가속도 데이터를 입력받는 입력부; 상기 양 데이터를 이용한 각 단일 모달리티 모델의 기침 감지 성능을 평가하는 성능 평가부; 기침 감지 성능이 낮은 상기 가속도 데이터를 전치 변환시켜 변환 데이터를 생성하는 변환부; 및 상기 가속도 데이터와 상기 변환 데이터를 열 결합하여 멀티모달 학습 모델을 생성하는 모델 생성부;를 포함하며, 상기 멀티모달 학습 모델은, 상기 가속도 데이터와 상기 변환 데이터가 순서대로 배치되어 열 결합하여 기침을 감지하는 성능을 향상시키는 것을 다른 특징으로 한다.

발명의 효과

[0023] 본 발명에 따르면, 본 발명에 따르면, 기침에 의해 발생하는 여러 특징들을 동시에 사용가능한 멀티모달을 기반으로 하여 기침 감지 성능이 개선된 기침 감지 데이터 결합 모델을 제공한다. 본 발명은 기침 소리 데이터 추출 기법을 제공함으로써 기침 소리 이외의 노이즈가 제거된 기침 소리 데이터를 취득할 수 있다.

[0024] 본 발명에 따르면 감지하고자 하는 특성인 기침에 대해 기침 소리 뿐만 아니라 기침시의 가속도 데이터를 함께 이용하여 동시에 학습함으로써 기침을 감지하는 성능을 개선할 수 있다는 장점을 갖는다. 또한, 본 발명에서 입력될 수 있는 기침 소리 데이터 및 기침 가속도 데이터는 실험실 환경에서의 데이터 수집 방식뿐만 아니라 스마트 워치등 생체 정보를 측정할 수 있는 기기를 통해 수집된 데이터도 가능하므로 실생활에 보다 쉽게 활용될 수 있고, 측정 방식이 간편하므로 사용자 편의성이 높다는 효과가 있다.

도면의 간단한 설명

[0027] 도 1은 본 발명의 실시 예에 따른 멀티모달 모델생성 시스템의 구성도를 나타낸다.

도 2는 기침 소리 데이터와 가속도 데이터를 기침이 일어난 지점을 기준으로 하여 데이터를 추출한 그래프를 나타낸다.

도 3은 본 발명의 실험례로서, 기침 소리 데이터 및 가속도 데이터를 이용한 단일 데이터 구조에 따른 단일 모델 성능 실험 결과 그래프를 나타낸 것이다.

도 4는 본 발명의 실험례로서, 기침 소리 데이터 및 가속도 데이터를 이용한 멀티모달 데이터 구조에 따른 멀티모달 모델 성능 실험 결과 그래프를 나타낸 것이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0028] 이하, 첨부된 도면들에 기재된 내용들을 참조하여 본 발명을 상세히 설명한다. 다만, 본 발명이 예시적 실시 예들에 의해 제한되거나 한정되는 것은 아니다. 각 도면에 제시된 동일 참조부호는 실질적으로 동일한 기능을 수행하는 부재를 나타낸다.

[0029] 본 발명의 목적 및 효과는 하기의 설명에 의해서 자연스럽게 이해되거나 보다 분명해 질 수 있으며, 하기의 기재만으로 본 발명의 목적 및 효과가 제한되는 것은 아니다. 또한, 본 발명을 설명함에 있어서 본 발명과 관련된 공지 기술에 대한 구체적인 설명이, 본 발명의 요지를 불필요하게 흐릴 수 있다고 판단되는 경우에는 그 상세한 설명을 생략하기로 한다.

[0030] 도 1은 본 발명의 실시 예에 따른 멀티모달 모델생성 시스템(1)의 구성도를 나타낸다.

[0031] 멀티모달 모델생성 시스템(1)은 머신러닝 또는 딥러닝을 이용함에 있어 다중 데이터를 결합하여 기침을 감지하는 성능을 향상시킬 수 있는 기침 감지 학습 모델을 생성할 수 있다. 멀티모달 모델생성 시스템(1)은 단일 데이터가 갖는 한계로서 주변 노이즈가 많이 포함되는 문제, 센서를 통한 데이터 측정 시의 불편함, 낮은 기침 감지 성능 등의 문제를 복수개의 데이터를 결합함으로써 해결할 수 있다. 즉, 멀티모달 모델생성 시스템(1)은 하나의 기침 특징만을 사용하는 방식에서 나아가 기침에 의해 발생하는 여러 특징들을 동시에 사용 가능한 멀티모달을 이용할 수 있다.

[0032] 멀티모달 모델생성 시스템(1)은 입력부(11), 성능 평가부(13), 변환부(15), 모델 생성부(17)를 포함할 수 있다. 본 구성은 설명의 편의를 위하여 정의된 것으로 실제 물리적으로 구분되지 않고 통합 구현되어도 무방하다.

[0033] 입력부(11)는 2차원 구조를 가지는 제1 데이터 및 제2 데이터를 입력받을 수 있다. 제1 데이터 또는 제2 데이터는, 피험자의 기침 소리 데이터 또는 기침시 피험자의 움직임을 반영하는 가속도 센서를 이용하여 취득한 가속도 데이터일 수 있다.

[0034] 다만, 멀티모달 모델생성 시스템(1)에서 기침을 감지하기 위해 생성되는 학습 모델 생성을 위해 입력되는 데이터는 피험자의 기침 특성을 반영할 수 있다면 적용가능하고, 기침 소리 데이터 또는 가속도 데이터등 특정 데이터에 한정되는 것은 아니다.

[0037] **실험레1 : 데이터 수집 및 기침 추출**

[0038] 본 발명에 따른 실험레에서 2018년 2월부터 4월까지 충남대학교 재학생과 대전광역시 거주 주민을 기침 소리 데이터 및 가속도 데이터를 수집하였다. 기침 소리 데이터는 1시간 주기로 수집되었고, 가속도 데이터는 10Hz 주기로 수집하였다. 피험자로부터 총 1,500시간 분량의 기침 소리 데이터와 880,000개의 가속도 데이터를 수집하였고, 수집된 데이터는 6명의 연구자의 직접 청취 방식을 통해 기침 구간이 구분되었다.

[0039] 도 2는 기침 소리 데이터와 가속도 데이터를 기침이 일어난 지점을 기준으로 하여 데이터를 추출한 그래프를 나타낸다. 도 2a는 추출된 기침소리 데이터를 나타낸 그래프이고, 도 2b는 추출된 가속도 데이터를 나타낸 그래프이다. 일반적인 기침은 0.7초 이내에 발생되므로, 기침 소리 데이터는 기침이 발생하는 지점을 포함하여 1초 분량으로 추출될 수 있다. 또한, 가속도 데이터는 기침 전후의 신체적인 움직임을 감지하기 위한 것이므로 기침 전후의 1초를 추가하여 총 3초 시간 분량으로 추출될 수 있다.

[0042] **실험레2 : 기침 소리 데이터의 특징 추출**

[0043] 본 발명에 따른 실험레1에서 추출된 기침 소리 데이터는 측정 장치인 오디오의 특성상 많은 노이즈(주변 소음, 센서 노이즈 등)가 포함될 수 있다. 또한 참가자는 각 성별, 나이, 신체적 특징 등 여러 조건의 차이로 인해 상이한 발성 특징을 가질 수 있다. 따라서 수집된 기침 소리로부터 노이즈를 제거하여 특징을 추출하였다.

[0044] 본 발명의 실험레에서는 Mel Frequency Cepstral Coefficient(MFCC)를 이용하였다. MFCC는 단 구간 신호의 파워 스펙트럼을 표현하는 방법 중 하나로 인간의 청각과 유사한 가청주파수 대역을 사용하며, 캡스트럼 계수를 통한 추출 방식이다. MFCC는 화자의 변동에 따른 변화와 무관하게 인식율이 높고, 노이즈에 대해서도 억제력을 강한 특징을 가진다. 본 발명의 실험레에서는 기침 소리 데이터의 특징 추출을 위해 30차 MFCC를 이용하여 기침 소리 데이터의 특징(30x44)을 추출하였다.

[0047] **실험레3 : 기침 소리 데이터와 가속도 데이터의 결합 표현**

[0048] 제1 데이터 또는 제2 데이터일 수 있는 기침 소리 데이터와 가속도 데이터 등 각 데이터는 서로 다른 구조로 이루어져 있어 기침 발생에 따른 변화 역시 상이하게 나타난다. 따라서 데이터간 존재하는 상관관계 학습을 위한 특징을 추출하기 위해 양 데이터를 결합하였다. 결합 표현은 다양한 모달리티 간의 이질성을 줄이기 위한 것으로서, 다양한 유형의 특징들을 통합하여 머신러닝에서의 성능을 향상시킬 수 있다. 이러한 결합을 통한 확장을 딥러닝 분야에서 적용하여 기침 감지 성능을 향상시킬 수 있다.

[0049] 양 데이터의 결합 구조는 다양하게 형성될 수 있지만, 본 발명의 실험레에서는 결합표현이 구조적으로 간단하고 작업 비용이 적게 발생하는 특징을 가진 Concatenation 방식의 결합을 이용하였다. Concatenation 방식의 결합 표현은 데이터(v_1 , v_2)의 직접 연결을 통해 공유 레이어(z)로 표현하는 방식이다. 즉, $z = [v_1; v_2]$ 로 나타낼 수 있다.

[0050] 성능 평가부(13)는 제1 데이터 또는 제2 데이터를 각각 이용한 단일 모달리티 모델의 기침 감지 성능을 평가할 수 있다. 성능 평가부(13)는 제1 데이터 및 제2 데이터를 Concatenation 결합시켜 멀티모달 모델을 구축하기 이전에 각각의 데이터를 통한 단일 모달리티 성능 평가를 진행할 수 있다. 성능 평가부(13)에서 진행하는 성능 평가는 출력 결과물인 기침 감지에 있어 제 1 데이터 또는 제 2 데이터 중 모델 성능을 높이는 데이터를 확인할 수 있으며, 기침 감지 성능을 보다 높이는 데이터 구조를 확인하여, 추출된 특징 데이터들의 기침 감지의 유효성을 확인할 수 있다. 또한, 성능 평가부(13)는 후술할 변환부(15)에서 전치 변환된 데이터의 기침 감지 유효성을 확인할 수 있다.

[0051] 도 3은 본 발명의 실험레로서, 기침 소리 데이터 및 가속도 데이터를 이용한 단일 데이터 구조에 따른 단일 모달리티 모델 성능 실험 결과를 나타낸 것이다. 도 3a는 기침 소리 데이터의 세부 성능 결과이며, 도 3b는 기침

소리 데이터를 전치 변환한 데이터의 세부 성능 결과이다. 도 3c는 가속도 데이터의 세부 성능 결과이며, 도 3d는 가속도 데이터를 전치 변환한 데이터의 세부 성능 결과이다.

- [0052] 본 발명의 실험례에서 기침 소리 데이터 및 가속도 데이터는 행과 열을 가지는 2차원 데이터 구조일 수 있다. 양 데이터가 전치 변환 되지 않은 경우, 기침 소리 데이터는 시간의 흐름에 따른 전체 캡스트럼 계수의 데이터 변화를 감지할 수 있고, 가속도 데이터는 시간 흐름에 따른 각 축 데이터의 변화를 감지할 수 있다. 반면, 전치 변환되어 전치 행렬로 표현된 경우, 기침 소리 데이터는 각 캡스트럼 계수간의 상관관계를 학습하고, 가속도 데이터는 각 축(X, Y, Z)간의 상관관계를 학습할 수 있다.
- [0053] 본 발명의 성능 평가부(13)에서 수행된 실험 결과를 도 3을 참고하여 분석하면, 각 단일 모달리티의 성능을 비교 분석할 수 있고, 이를 통해 기침 감지연구와의 성능을 비교 분석할 수 있다. 도 3a 내지 3d의 각 그래프와 표는 5-Fold Cross Validation의 결과로서 5개 Receiver Operating Characteristic(ROC) 커브이다. 그래프의 하단에 위치한 표의 Accuracy와 AUC는 모델 성능 평가 지표로서, 5-Fold Cross Validation을 5번 수행한 결과의 평균값이다. 우측의 표는 5-Fold Cross Validation 수행시 F1-점수가 가장 높은 모델 성능 결과를 나타낸다.
- [0054] 도 3a 및 도 3b는 기침 소리 데이터가 캡스트럼 계수간의 상관관계를 학습한 세부 성능 결과이며, 그 중 기침 소리 데이터가 전치 변환된 도 3b의 경우가 도 3a보다 민감도 약 15%, 특이도 약 2% 더 높게 나타났다. 이는 기침을 약 15%, 비기침을 약 2% 더 잘 분류함을 의미하는 결과이다. 또한, 전체적인 성능을 나타내는 F1-점수에서도 도 3b에서 0.27의 더 높은 성능을 보였다.
- [0055] 특히 도 3a는 시간의 순서에 따라 캡스트럼의 데이터의 변화를 학습한 도 3a의 그래프 중 ROC Curve 3 결과와 같이 학습 데이터 구성에 따른 성능 저하가 관찰됨을 확인할 수 있다. 반면, 도 3b에서는 데이터 구성에 따른 성능 저하가 관찰되지 않았다. 이는 해당 모델이 학습 데이터 구성에 따른 성능 변화가 적다는 것을 의미한다.
- [0056] 도 3c 및 도 3d는 가속도 데이터가 캡스트럼 계수간의 상관관계를 학습한 세부 성능 결과이며, 가속도 데이터의 기침 감지 성능은 도 3a 및 도 3b의 기침 소리 데이터를 학습한 모델의 결과보다 낮게 측정되었다. 도 3c 및 도 3d에서도 기침 소리 데이터의 결과(도 3a 및 도 3b)와 유사하게 시간 흐름에 따른 데이터의 변화를 학습하는 결과보다 전치 변환되어 전체적인 상관 관계를 학습하는 도 3d에서 더 높은 성능을 보였다.
- [0057] 즉, 단일 데이터를 통한 모델의 성능은 단일 모달리티를 시계열적 특징을 유지하여 데이터의 변화를 학습하는 도 3a 또는 도 3c보다 전치 변환을 수행하여 모델이 캡스트럼 계수간 상관 관계 또는 각 축간의 상관관계를 학습하듯이 전체적인 데이터의 상관 관계를 학습하는 도 3b 또는 도 3d에서 높은 성능이 나타남을 확인할 수 있다.
- [0058] 특히, 전치 변환된 기침 소리 데이터를 학습한 도 3b에서 기침의 분류 성능을 나타내는 민감도 90.91%로 가장 높은 성능을 보였다. 반면에 도 3d의 실제 기침의 분류 성능은 민감도 19.92%로 상당히 낮게 나타났다. 대신 비기침을 비기침으로 분류하는 성능은 98.42%로 나타나, 가속도 데이터는 기침에 대한 특징보다 비기침에 대한 특징이 더 많이 존재함을 확인할 수 있다. 한편, 전체적인 성능을 나타내는 지표 f1-점수는 도 3b에서 0.92로 가장 높고, 도 3c에서는 0.08로 가장 낮게 나타났다.
- [0059] 따라서, 도 3의 결과를 통해 기침 소리 데이터를 이용한 모델의 경우기침에 대한 특징을 많아 기침 감지 성능 향상을 위한 모델에 높은 성능을 가지는 반면, 가속도 데이터는 데이터 수집 과정에서의 센서 위치 등의 차이로 기침 소리 데이터에 비해 상당히 낮은 민감도 성능을 가지며, 기침에 대한 특징이 적음을 확인할 수 있다.
- [0060] 변환부(15)는 제1 데이터 또는 제2 데이터 중 어느 하나의 데이터를 전치 변환시켜 변환 데이터를 생성할 수 있다. 전술한 바와 같이, 제1 데이터 및 제2 데이터는 2차원 구조를 이루므로, 행과 열이 변환된 전치 변환을 수행할 수 있다. 변환 데이터와 전치 변환이 수행되지 않은 데이터는 데이터 배열의 행 또는 열 배열 중 어느 하나의 개수가 동일할 수 있다.
- [0061] 도 3의 본 발명의 실험례 결과를 참조하면, 전술한 바와 같이, 성능 평가부(13)의 수행 결과로서 캡스트럼 계수간 상관관계가 기침 소리 데이터보다 약해 기침 감지에 보다 덜 적합한 가속도 데이터를 전치 변환할 수 있다.
- [0062] 모델 생성부(17)는 제1 데이터 또는 제2 데이터 중 변환되지 않은 데이터와 변환 데이터를 열 결합하여 멀티모달 학습 모델을 생성할 수 있다.
- [0063] 멀티모달 학습 모델은, 제1 데이터 또는 제2 데이터 중 변환되지 않은 데이터와 변환 데이터를 행렬 직접 연결(concatenation)을 통해 열 결합할 수 있다.

- [0064] 멀티모달 학습 모델은 제1 데이터 또는 제2 데이터가 결합된 멀티모달 모델로서, 양 데이터가 결합할 수 있는 방법은 총 4가지일 수 있다. 양 데이터는 2차원 구조이므로 둘 중 하나의 데이터를 전치 변환하여 행 결합과 열 결합을 고려할 수 있으며, 결합되는 순서를 고려할 수 있으므로 4가지 결합방식이 산출될 수 있다.
- [0065] 본 발명의 실험례에서는, 제1 데이터를 기침 소리 데이터로 가정하고, 제2 데이터를 가속도 데이터로 가정하여 실험을 진행하였다.
- [0066] 도 4는 본 발명의 실험례로서, 기침 소리 데이터 및 가속도 데이터를 이용한 멀티모달 데이터 구조에 따른 멀티모달리티 모델 성능 실험 결과를 나타낸 것이다.
- [0067] 도 4a 및 도 4b는 기침 소리 데이터와 가속도 데이터를 행 결합하여 수행한 세부 성능 결과이다. 도 4a 및 도 4b는 높은 성능을 발휘한 기침 소리 데이터의 구조를 유지하며, 가속도 데이터를 동시에 학습하는 결합 표현 방식이다. 반면, 도 4c 및 도 4d는 기침 소리 데이터와 가속도 데이터를 열 결합하여 수행한 세부 성능 결과이다. 도 4c 및 도 4d는 높은 성능을 발휘한 기침 가속도 데이터의 구조를 유지하며, 기침 소리 데이터를 동시에 학습하는 결합 표현 방식이다.
- [0068] 도 4a 내지 도 4d는 기침 소리 데이터와 가속도 데이터를 동시에 학습할 수 있는 멀티모달 데이터 모델로서, 각각의 데이터를 이용한 단일 모달리티 데이터 모델보다는 모든 경우에서 기침의 감지 성능이 향상되었다.
- [0069] 도 4a 내지 도 4d는 중에서도 도 4c의 결합 구조에서 기침 감지 성능이 가장 향상되었다. 도 4c는 가속도 데이터의 특징이 많이 존재하는 구조에 비교적 특징이 적게 나타난 기침 소리데이터 구조를 결합한 구조이다. 모델의 전반적인 성능을 나타내는 지표인 F1-점수는 도 4a 0.92, 도 4b 0.92, 도 4d 0.95와 비교할 때 도 4c는 0.96으로 가장 높게 나타남을 확인할 수 있다. 또한, 도 4c는 민감도 97.72%, 특이도 99.32%로서 기침과 비기침 분류 중 가장 높은 성능을 보였으며, 도 4c의 결합 구조는 단일 모달리티 실험과 비교하였을 때, F1-점수 0.04, 민감도 약 7% 가 향상되었다.
- [0070] 따라서, 도 4c를 통해 기침에 대한 특징이 적은 가속도 데이터가 기침에 대한 특징이 많은 기침 소리 데이터와 결합하였을 때, 모델의 감지 성능을 감소시키는 요인으로 작용하는 것이 아니라 상승효과를 나타내는 요인임을 확인할 수 있다.
- [0071] 이상에서 대표적인 실시예를 통하여 본 발명을 상세하게 설명하였으나, 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자는 상술한 실시예에 대하여 본 발명의 범주에서 벗어나지 않는 한도 내에서 다양한 변형이 가능함을 이해할 것이다. 그러므로 본 발명의 권리 범위는 설명한 실시예에 국한되어 정해져서는 안 되며, 후술하는 특허청구범위뿐만 아니라 특허청구범위와 균등 개념으로부터 도출되는 모든 변경 또는 변형된 형태에 의하여 정해져야 한다.

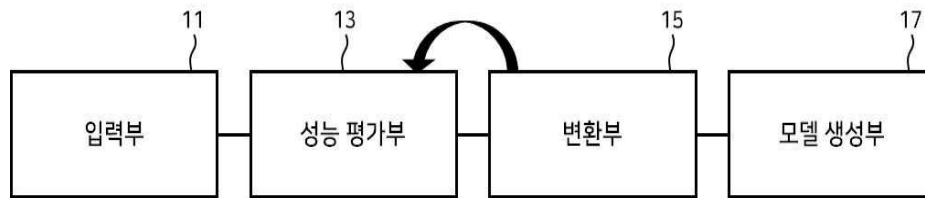
부호의 설명

- [0073] 1: 멀티모달 모델생성 시스템
- 11: 입력부
- 13: 성능 평가부
- 15: 변환부
- 17: 모델 생성부

도면

도면1

1



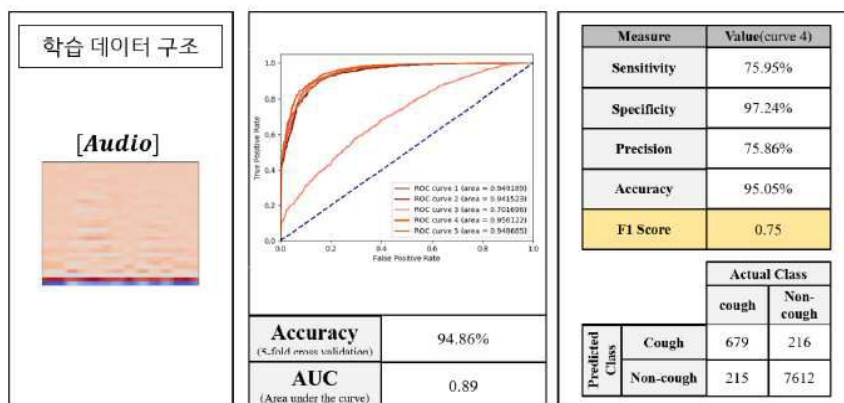
도면2a



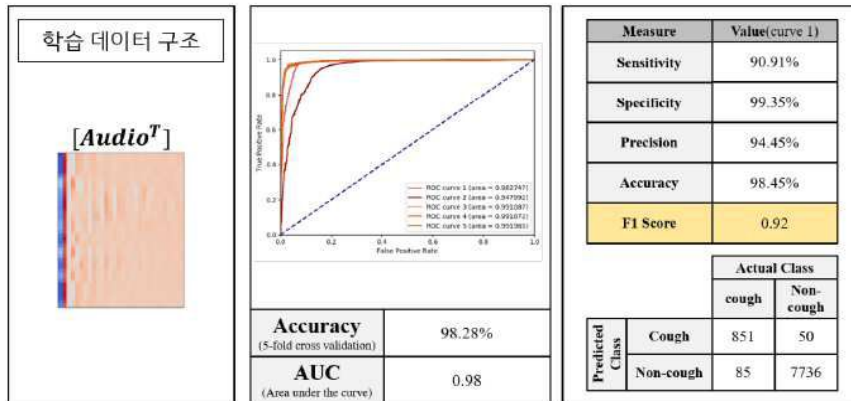
도면2b



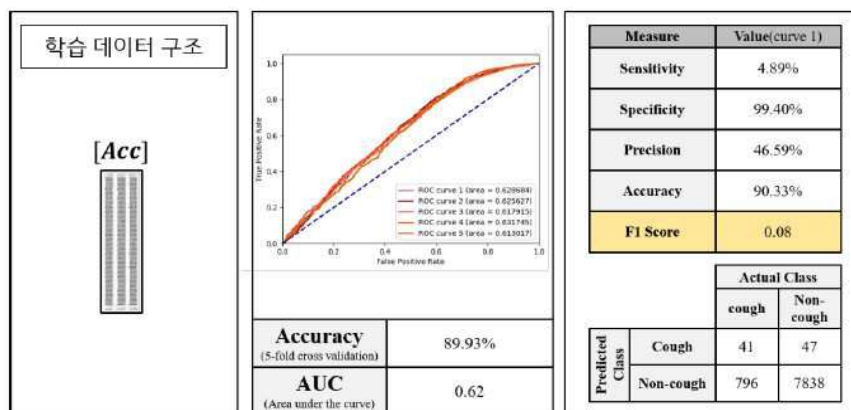
도면3a



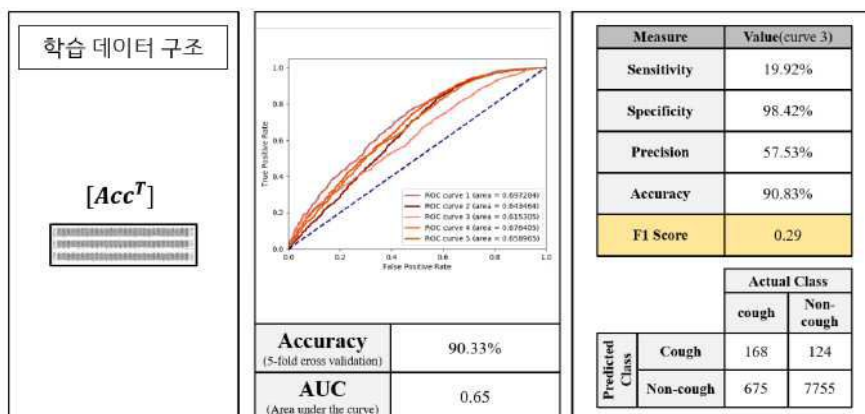
도면3b



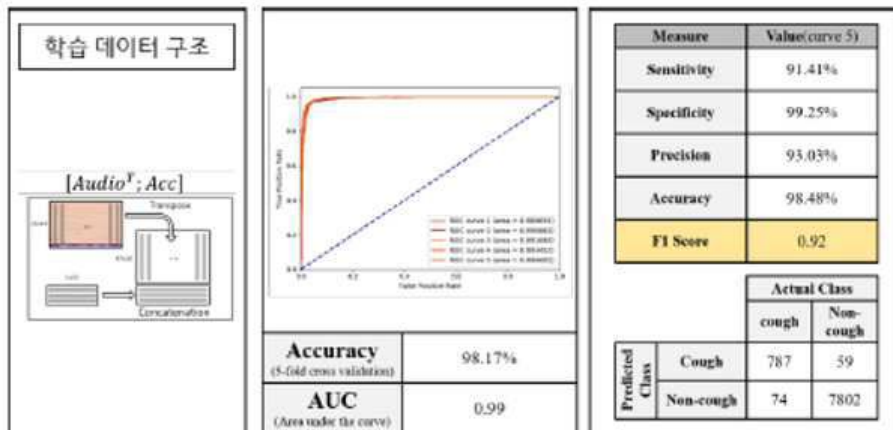
도면3c



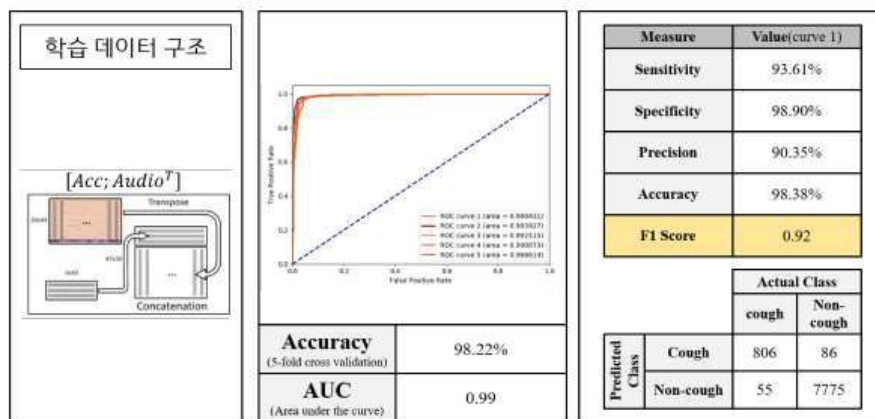
도면3d



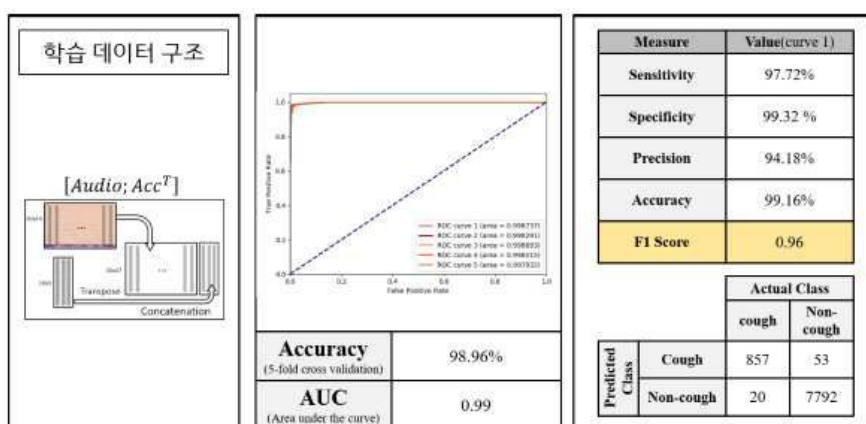
도면4a



도면4b



도면4c



도면4d

