



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2020-0072030

(43) 공개일자 2020년06월22일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)

A61B 5/00 (2006.01)

(52) CPC특허분류

A61B 5/7275 (2013.01)

A61B 5/7253 (2013.01)

(21) 출원번호 10-2018-0159742

(22) 출원일자 2018년12월12일

심사청구일자 2018년12월12일

(71) 출원인

충남대학교산학협력단

대전광역시 유성구 대학로 99 (궁동, 충남대학교)

(72) 발명자

이규철

대전광역시 유성구 배울2로 133, 205동 203호

백문기

대전광역시 유성구 문화원로 85, 608호

(74) 대리인

홍성욱, 심경식

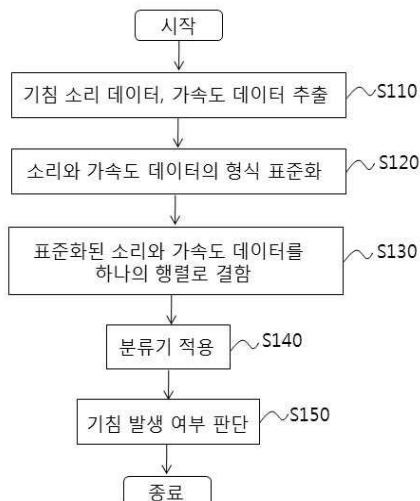
전체 청구항 수 : 총 5 항

(54) 발명의 명칭 소리와 가속도 데이터를 이용한 멀티모달 기침 감지 장치 및 방법

(57) 요약

본 발명은 소리와 가속도 데이터를 이용한 멀티모달 기침 감지 장치 및 방법에 관한 것으로, 멀티모달 기침 감지 방법은 기침 발생 시 기침 소리 데이터와 기침 전후 설정된 시간 구간의 움직임을 가속도 데이터로 추출하는 단계, 상기 기침 소리 데이터를 STFT(Short-Time Fourier Transform)와 MFCC(Mel-Frequency Cepstrum Coefficients) 중 적어도 하나의 알고리즘을 사용하여 상기 기침 소리 데이터로부터 소리 특징 데이터를 추출하고, 상기 가속도 데이터를 상기 소리 특징 데이터에 대응하는 형식으로 변환하는 단계, 상기 소리 특징 데이터와 상기 변환된 가속도 데이터를 하나의 행렬로 결합하는 단계, 및 상기 결합된 행렬을 분류기에 적용하여 기침 발생 여부를 판단하는 단계를 포함한다. 본 발명에 의하면, 기침 소리 데이터 뿐만 아니라 기침 발생 시 움직임 데이터를 더 이용함으로써 기침 감지의 정확도, 민감도를 향상시킬 수 있다.

대표도 - 도1



(52) CPC특허분류

A61B 5/7264 (2013.01)

A61B 5/742 (2013.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호 2015-0-00930

부처명 과학기술정보통신부

연구관리전문기관 정보통신기술진흥센터

연구사업명 SW전문인력양성/정보통신창의인재양성

연구과제명 2018 SW 중심대학 지원사업_충남대

기 여 율 1/1

주관기관 충남대학교 산학협력단

연구기간 2018.01.01 ~ 2018.12.31

명세서

청구범위

청구항 1

기침 발생 시 기침 소리 데이터와 기침 전후 설정된 시간 구간의 움직임을 가속도 데이터로 추출하는 단계;

상기 기침 소리 데이터를 STFT(Short-Time Fourier Transform)와 MFCC(Mel-Frequency Cepstrum Coefficients) 중 적어도 하나의 알고리즘을 사용하여 상기 기침 소리 데이터로부터 소리 특징 데이터를 추출하고, 상기 가속도 데이터를 상기 소리 특징 데이터에 대응하는 형식으로 변환하는 단계;

상기 소리 특징 데이터와 상기 변환된 가속도 데이터를 하나의 행렬로 결합하는 단계; 및

상기 결합된 행렬을 분류기에 적용하여 기침 발생 여부를 판단하는 단계;

를 포함하는 멀티모달 기침 감지 방법.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 가속도 데이터를 상기 소리 특징 데이터에 대응하는 형식으로 변환하는 단계는,

상기 가속도 데이터를 임베딩(Embedding)하여 상기 소리 특징 데이터에 대응하는 형식으로 변환하는 것을 특징으로 하는 멀티모달 기침 감지 방법.

청구항 3

제2항에 있어서,

상기 하나의 행렬로 결합하는 단계는,

상기 소리 특징 데이터와 상기 변환된 가속도 데이터를 연결하여 하나의 행렬로 결합하거나, 또는 상기 변환된 가속도 데이터를 트랜스포즈(Transpose)하여 하나의 행렬로 결합하는 것을 특징으로 하는 멀티모달 기침 감지 방법.

청구항 4

제1항에 있어서,

상기 분류기는 DNN(Deep Neural Network), RNN(Recurrent Neural Network), CNN(Convolution Neural Network) 중 하나인 것을 특징으로 하는 멀티모달 기침 감지 방법.

청구항 5

기침 발생 시 기침 소리 데이터와 기침 전후 설정된 시간 구간의 움직임을 가속도 데이터로 추출하는 센싱부;

상기 센싱부에서 추출한 상기 기침 소리 데이터를 STFT(Short-Time Fourier Transform)와 MFCC(Mel-Frequency Cepstrum Coefficients) 중 적어도 하나의 알고리즘을 사용하여 상기 기침 소리 데이터로부터 소리 특징 데이터를 추출하고, 상기 가속도 데이터를 상기 소리 특징 데이터에 대응하는 형식으로 변환하고, 상기 소리 특징 데이터와 상기 변환된 가속도 데이터를 하나의 행렬로 결합하고, 상기 결합된 행렬을 분류기에 적용하여 기침 발생 여부를 판단하는 제어부; 및

상기 제어부의 판단 결과를 출력하는 출력부;
를 포함하는 멀티모달 기침 감지 장치.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 소리와 가속도 데이터를 동시에 이용한 멀티모달 기침 감지 장치 및 방법에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 전 세계적으로 인플루엔자에 의해 매년 29 내지 64만명의 사망자가 발생하여 사회, 경제적인 피해를 일으키고 있다. 기침에 의해 생성된 비말은 인플루엔자의 주요 전파 방법으로도, 기침 감지 기술을 통해 확산 방지가 가능하다. 이전의 기침 감지 기술에 대한 연구는 기침 소리를 이용하여 기계학습방법을 통해 감지하는 방법을 주로 사용하였다.

[0003] 종래의 기침 감지 기술은 HMM(Hidden Markov Model)과 SVM(Support Vector Machine)와 같은 정통적인 기계학습을 사용하였다.

[0004] 또한, 기침 감지 기술에도 딥러닝 기술을 적용하는 연구가 이루어지고 있다. 구체적으로, 기침과 관련된 데이터의 특징 추출 및 분석을 통해 전통적인 기계학습 방식을 대체하고, 분석된 데이터에 대한 특징을 학습한다. 예를 들어, 통상 기침이 발생하면 기침에 따른 소리를 분석하는 학습에 의해 기침 발생 여부를 결정할 수 있다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0005] 본 발명은 소리와 가속도 데이터의 형식을 표준화시킨 후 변환된 소리와 가속도 데이터를 결합하여 기침을 감지하는 멀티모달 기침 감지 장치 및 방법을 제공하는데 그 목적이 있다.

과제의 해결 수단

[0006] 상기의 목적을 달성하기 위해 본 발명의 일 실시예에 따른 멀티모달 기침 감지 방법은 기침 발생 시 기침 소리 데이터와 기침 전후 설정된 시간 구간의 움직임을 가속도 데이터로 추출하는 단계, 상기 기침 소리 데이터를 STFT(Short-Time Fourier Transform)와 MFCC(Mel-Frequency Cepstrum Coefficients) 중 적어도 하나의 알고리즘을 사용하여 상기 기침 소리 데이터로부터 소리 특징 데이터를 추출하고, 상기 가속도 데이터를 상기 소리 특징 데이터에 대응하는 형식으로 변환하는 단계, 상기 소리 특징 데이터와 상기 변환된 가속도 데이터를 하나의 행렬로 결합하는 단계, 및 상기 결합된 행렬을 분류기에 적용하여 기침 발생 여부를 판단하는 단계를 포함한다.

[0007] 상기 가속도 데이터를 상기 소리 특징 데이터에 대응하는 형식으로 변환하는 단계는, 상기 가속도 데이터를 임베딩(Embedding)하여 상기 소리 특징 데이터에 대응하는 형식으로 변환할 수 있다.

[0008] 상기 하나의 행렬로 결합하는 단계는, 상기 소리 특징 데이터와 상기 변환된 가속도 데이터를 연결하여 하나의 행렬로 결합하거나, 또는 상기 변환된 가속도 데이터를 트랜스포즈(Transpose)하여 하나의 행렬로 결합할 수 있다.

[0009] 여기서, 분류기는 DNN(Deep Neural Network), RNN(Recurrent Neural Network), CNN(Convolution Neural Network) 중 하나를 사용할 수 있다.

[0010] 본 발명의 다른 실시예에 따른 멀티모달 기침 감지 장치는 기침 발생 시 기침 소리 데이터와 기침 전후 설정된 시간 구간의 움직임을 가속도 데이터로 추출하는 센싱부, 상기 센싱부에서 추출한 상기 기침 소리 데이터를 STFT(Short-Time Fourier Transform)와 MFCC(Mel-Frequency Cepstrum Coefficients) 중 적어도 하나의 알고리즘을 사용하여 상기 기침 소리 데이터로부터 소리 특징 데이터를 추출하고, 상기 가속도 데이터를 상기 소리 특징 데이터에 대응하는 형식으로 변환하고, 상기 소리 특징 데이터와 상기 변환된 가속도 데이터를 하나의 행렬로 결합하고, 상기 결합된 행렬을 분류기에 적용하여 기침 발생 여부를 판단하는 제어부, 및 상기 제어부의 판단 결과를 출력하는 출력부를 포함할 수 있다.

발명의 효과

[0011] 본 발명에 의하면, 기침 소리 데이터 뿐만 아니라 기침 발생 시 움직임 데이터를 더 이용함으로써 기침 감지의 정확도, 민감도를 향상시킬 수 있다는 효과가 있다.

도면의 간단한 설명

[0012] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 소리와 가속도 데이터를 이용한 멀티모달 기침 감지 방법의 흐름도이다.
 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 소리와 가속도 데이터를 이용한 멀티모달 기침 감지 장치의 개략적인 구성도이다.
 도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 소리와 가속도 데이터를 이용한 멀티모달 기침 감지 장치의 외형도 및 각 구성요소의 수집 데이터를 설명하기 위한 도면이다.
 도 4 내지 도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 소리 데이터로부터 기침 감지를 판단하는 방법을 설명하기 위한 도면들이다.
 도 6 내지 도 7은 본 발명의 일 실시예에 따른 소리와 가속도 데이터를 결합한 멀티모달 기침 감지 방법을 설명하기 위한 도면들이다.
 도 8 내지 도 11은 본 발명의 일 실시예에 따른 소리와 가속도 데이터를 이용한 멀티모달 기침 감지 방법의 성능을 비교하여 설명하기 위한 도면들이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0013] 본 발명은 다양한 변경을 가할 수 있고 여러 가지 실시예를 가질 수 있는 바, 특정 실시예들을 도면을 참조하여 상세하게 설명하도록 한다. 그러나, 이는 본 발명을 특정한 실시 형태에 대해 한정하려는 것이 아니며, 본 발명의 사상 및 기술 범위에 포함되는 모든 변경, 균등물 내지 대체물을 포함하는 것으로 이해되어야 한다. 각 도면을 설명하면서 유사한 참조부호를 유사한 구성요소에 대해 사용하였다.

[0014] 제1, 제2, A, B 등의 용어는 다양한 구성요소들을 설명하는데 사용될 수 있지만, 상기 구성요소들은 상기 용어들에 의해 한정되어서는 안된다. 상기 용어들은 하나의 구성요소를 다른 구성요소로부터 구별하는 목적으로만 사용된다. 예를 들어, 본 발명의 권리범위를 벗어나지 않으면서 제1 구성요소는 제2 구성요소로 명명될 수 있고, 유사하게 제2 구성요소도 제1 구성요소로 명명될 수 있다. 및/또는 이라는 용어는 복수의 관련된 기재 항목들의 조합 또는 복수의 관련된 기재 항목들 중의 어느 항목을 포함한다.

[0015] 어떤 구성요소가 다른 구성요소에 "연결되어" 있다거나 "접속되어" 있다고 언급될 때에는 그 다른 구성요소에 직접적으로 연결되어 있거나 또는 접속되어 있을 수도 있지만, 중간에 다른 구성요소가 존재할 수도 있다고 이해되어야 할 것이다. 반면에, 어떤 구성요소가 다른 구성요소에 "직접 연결되어" 있다거나 "직접 접속되어" 있다고 언급될 때에는, 중간에 다른 구성요소가 존재하지 않는 것으로 이해되어야 할 것이다.

[0016] 본 출원에서 사용한 용어는 단지 특정한 실시예를 설명하기 위해 사용된 것으로, 본 발명을 한정하려는 의도가 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.

[0017] 다르게 정의되지 않는 한, 기술적이거나 과학적인 용어를 포함해서 여기서 사용되는 모든 용어들은 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자에 의해 일반적으로 이해되는 것과 동일한 의미를 가지고 있다. 일반적으로 사용되는 사전에 정의되어 있는 것과 같은 용어들은 관련 기술의 문맥 상 가지는 의미와 일치하는 의미를 가지는 것으로 해석되어야 하며, 본 출원에서 명백하게 정의하지 않는 한, 이상적이거나 과도하게 형식적인 의미로 해석되지 않는다.

[0018] 명세서 및 청구범위 전체에서, 어떤 부분이 어떤 구성 요소를 포함한다고 할때, 이는 특별히 반대되는 기재가 없는 한 다른 구성 요소를 제외하는 것이 아니라 다른 구성 요소를 더 포함할 수 있다는 것을 의미한다.

- [0020] 이하, 본 발명에 따른 바람직한 실시예를 첨부된 도면을 참조하여 상세하게 설명한다.
- [0021] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 소리와 가속도 데이터를 이용한 멀티모달 기침 감지 방법의 흐름도이다.
- [0022] 도 1을 참조하면, 본 발명의 일 실시예에 따른 소리와 가속도 데이터를 이용한 멀티모달 기침 감지 방법은 기침 소리 데이터와 가속도 데이터를 추출하고, 형식을 표준화하여 하나의 행렬로 결합한 후 분류기에 적용하여 기침 발생 여부를 판단하는 것입니다.
- [0023] 기침 소리 데이터와 가속도 데이터를 하나의 데이터로 생성하여 분류기에 적용함으로써 기침 소리 데이터만을 이용하거나 가속도 데이터만을 이용한 경우보다 민감도, 정밀도 측면에서 크게 향상된 판독 결과를 얻을 수 있습니다.
- [0024] 구체적으로, 기침 소리 데이터와 가속도 데이터를 추출하는 단계(S110)는 기침 발생 시 기침 소리 데이터와 기침 전후 설정된 시간 구간의 움직임을 가속도 데이터로 추출할 수 있다. 이때, 기침 소리 데이터와 가속도 데이터는 기침 감지 장치에 내장된 마이크로폰과 가속도 센서를 이용하여 획득된 센서값 또는 센서값들을 가공한 데이터일 수 있다.
- [0025] 다음으로, 소리와 가속도 데이터의 형식을 표준화하는 단계(S120)는 기침 소리 데이터를 STFT(Short-Time Fourier Transform)와 MFCC(Mel-Frequency Cepstrum Coefficients) 중 적어도 하나의 알고리즘을 사용하여 기침 소리 데이터로부터 소리 특징 데이터를 추출한다. 또한, 가속도 데이터를 소리 특징 데이터에 대응하는 형식으로 변환할 수 있다. 예를 들어, 30차 MFCC를 통해 추출된 기침 소리 데이터는 44*30 행렬로 나타낼 수 있으며, x, y, z 3축으로 측정된 가속도값을 3*30 행렬 형태로 변환하여 양 데이터의 형식을 통일시킬 수 있다. 구체적으로, 가속도 데이터를 임베딩(Embedding)하여 소리 특징 데이터에 대응하는 형식으로 변환할 수 있다. 즉, 추출한 각각의 특징 데이터는 각각의 모달리티로 구성되며 데이터 시퀀스로 나타낼 수 있다. 추출한 특징으로 구성된 각각의 모달리티는 서로 다른 형식을 가지기 때문에 두 모달리티 간의 이질성이 존재한다. 두 모달리티를 재구성하는 생성 모델을 학습하여 두 특징 데이터를 연결할 수 있다.
- [0026] 양 데이터의 형식을 통일시킨 후 소리 특징 데이터와 변환된 가속도 데이터를 하나의 행렬로 결합할 수 있다. 양 데이터를 결합하는 방법은 이하 도 6 및 도 7을 참조하여 구체적으로 설명하도록 한다. 구체적으로, 하나의 행렬로 결합하는 단계는 소리 특징 데이터와 변환된 가속도 데이터를 연결하여 하나의 행렬로 결합하거나, 또는 변환된 가속도 데이터를 트랜스포즈(Transpose)하여 하나의 행렬로 결합할 수 있다.
- [0027] 마지막으로, 결합된 행렬을 분류기에 적용하여 기침 발생 여부를 판단할 수 있다. 여기서, 분류기는 DNN(Deep Neural Network), RNN(Recurrent Neural Network), CNN(Convolution Neural Network) 중 하나를 사용할 수 있다. 예를 들어, RNN의 일종인 LSTM(Long Short-Term Memory) 분류기를 이용했으며, 해당 LSTM을 96개의 히든 유닛(Hidden Unit)으로 이루어진 3개 레이어와 2개의 출력으로 구성하였다. 2개의 출력은 다시 소프트맥스(Softmax)를 거쳐 하나의 바이너리값을 가지며 이 값으로부터 기침 감지 여부를 판단할 수 있다.
- [0029] 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 소리와 가속도 데이터를 이용한 멀티모달 기침 감지 장치의 개략적인 구성도이고, 도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 소리와 가속도 데이터를 이용한 멀티모달 기침 감지 장치의 외형도 및 각 구성요소의 수집 데이터를 설명하기 위한 도면이다.
- [0030] 도 2를 참조하면, 본 발명의 일 실시예에 따른 소리와 가속도 데이터를 이용한 멀티모달 기침 감지 장치(100)는 센싱부(110), 제어부(120) 및 출력부(130)를 포함하며, 센싱부(110)는 마이크로폰(112) 및 가속도 센서(114)를 포함하여 구성될 수 있다.
- [0031] 센싱부(110)는 마이크로폰(112)을 통해 기침 발생 시 기침 소리 데이터를 수집하고, 가속도 센서(114)를 통해 기침 전후 설정된 시간 구간의 움직임을 가속도 데이터로 추출할 수 있다.
- [0032] 제어부(120)는 센싱부(110)에서 추출한 기침 소리 데이터를 STFT(Short-Time Fourier Transform)와 MFCC(Mel-Frequency Cepstrum Coefficients) 중 적어도 하나의 알고리즘을 사용하여 기침 소리 데이터로부터 소리 특징 데이터를 추출하고, 가속도 데이터를 소리 특징 데이터에 대응하는 형식으로 변환할 수 있다. 제어부(120)는 소리 특징 데이터와 변환된 가속도 데이터를 하나의 행렬로 결합하고, 결합된 행렬을 분류기에 적용하여 기침 발생 여부를 판단할 수 있다.
- [0033] 출력부(130)는 음성 출력부, 디스플레이부, 피드백부 중 적어도 하나를 포함할 수 있고, 제어부(120)의 판단 결

과를 출력할 수 있다.

- [0034] 도 3을 참조하면, 기침 감지 장치(100)는 마이크로폰, 가속도 센서 등 다수의 센서가 내장된 웨어러블 디바이스 형태로 형성될 수 있고, 각 센서를 통해 소리 데이터, 가속도 데이터, PPG 데이터 등을 수집할 수 있다.
- [0036] 도 4 내지 도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 소리 데이터로부터 기침 감지를 판단하는 방법을 설명하기 위한 도면들이다.
- [0037] 도 4 내지 도 5를 참조하면, 본 발명의 일 실시예에 따른 소리 데이터는 기침 소리인지 그 이외의 소리인지에 따라 획득된 파형이 상이하며, MFCC를 통과시킨 결과가 서로 상이하다.
- [0038] 구체적으로, 기침 소리의 경우 짧은 시간동안 피크 최대값을 가지며 정상상태로 되는 시간이 짧은 정형적인 파형을 나타내지만 비기침 소리 또는 생활 소음은 불규칙하고 예측할 수 없는 파형을 나타내는 점에서 차이가 있다.
- [0040] 도 6 내지 도 7은 본 발명의 일 실시예에 따른 소리와 가속도 데이터를 결합한 멀티모달 기침 감지 방법을 설명하기 위한 도면들이다.
- [0041] 도 6을 참조하면, 본 발명의 일 실시예에 따른 소리와 가속도 데이터를 결합하는 방법은 소리 특징 데이터를 44*30 행렬로 나타내고, 가속도 데이터를 임베딩하여 3*30 행렬로 나타낸 후 이를 연결하여 47*30 행렬을 생성할 수 있다. 즉, 47 입력 크기를 30 시간 단계로 구성할 수 있다.
- [0042] 도 7을 참조하면, 본 발명의 일 실시예에 따른 소리와 가속도 데이터를 결합하는 방법은 소리 특징 데이터를 30*44 행렬로 나타내고, 가속도 데이터를 임베딩하여 3*30 행렬로 나타낸 후 트랜스포즈하여 30*47 행렬로 생성할 수 있다. 즉, 30 입력 크기를 47 시간 단계로 구성할 수 있다.
- [0044] 도 8 내지 도 11은 본 발명의 일 실시예에 따른 소리와 가속도 데이터를 이용한 멀티모달 기침 감지 방법의 성능을 비교하여 설명하기 위한 도면들이다.
- [0045] 도 8 내지 도 11을 참조하면, 본 발명의 일 실시예에 따른 소리와 가속도 데이터를 이용한 멀티모달 기침 감지 방법의 성능을 평가하기 위해 평가지표로 민감도(Recall), 정밀도(Precision), F1-점수(F1-Score)를 사용할 수 있다.
- [0046] 기침 가속도 데이터만을 학습한 모델의 경우 평균 정확도는 89.99%, AUC는 0.60을 기록하였고, 민감도는 2.202%, 정밀도는 60.71%로 해당 모델이 기침, 비기침에 대한 분류에서 좋은 성능을 발휘하지 못했다.
- [0047] 또한, 기침 소리만을 학습한 모델의 경우 평균 정확도는 95.33%, AUC는 0.90을 기록했으며, 민감도는 58.86%, 정밀도는 90.71%의 결과값을 보였다. 해당 수치는 모델이 기침에 대한 분류보다 비기침에 대한 분류 성능이 더 우수하다는 것을 의미한다.
- [0048] 본 발명의 일 실시예에 따른 소리와 가속도 데이터를 결합하여 학습한 멀티모달 방식의 모델의 성능지표는 평균 정확도가 97.20%, AUC는 0.96으로 기침 소리 데이터만으로 학습한 모델보다 향상된 성능 결과를 얻었다. 해당 모델의 민감도 82.49%, 정밀도 91.08%, F1-점수 0.8657이며, 해당 수치를 기침 소리를 단독으로 학습한 모델과 비교했을 때, 기침과 비기침 분류 모두에서 성능이 단일모달을 이용한 모델보다 향상된 것을 확인할 수 있다.
- [0049] F1-점수는 0.8657로 단일모달 모델에 비해 보다 안정적인 기침 감지 성능을 발휘하는 모델임을 증명하였으며, 단일모달을 구성하였을 때 성능이 낮게 나타난 기침 가속도 데이터가 결합시 전체 모델의 안정성을 향상시키는 것을 확인할 수 있다.
- [0050] 또한, 다른 연구 모델과 비교하더라도 본 발명에 따른 멀티모달 기침 감지 방법은 민감도, 정밀도, F1-점수에서 우수한 결과를 나타내는 것을 확인할 수 있다.
- [0052] 이상의 설명은 본 발명의 기술 사상을 예시적으로 설명한 것에 불과한 것으로, 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 사람이라면 본 발명의 본질적인 특성에서 벗어나지 않는 범위에서 다양한 수정 및 변형이

가능할 것이다. 따라서, 본 발명에 개시된 실시예들은 본 발명의 기술 사상을 한정하기 위한 것이 아니라 설명하기 위한 것이고, 이러한 실시예에 의하여 본 발명의 기술 사상의 범위가 한정되는 것은 아니다. 본 발명의 보호 범위는 아래의 청구범위에 의하여 해석되어야 하며, 그와 동등한 범위 내에 있는 모든 기술 사상은 본 발명의 권리범위에 포함되는 것으로 해석되어야 할 것이다.

부호의 설명

[0053]

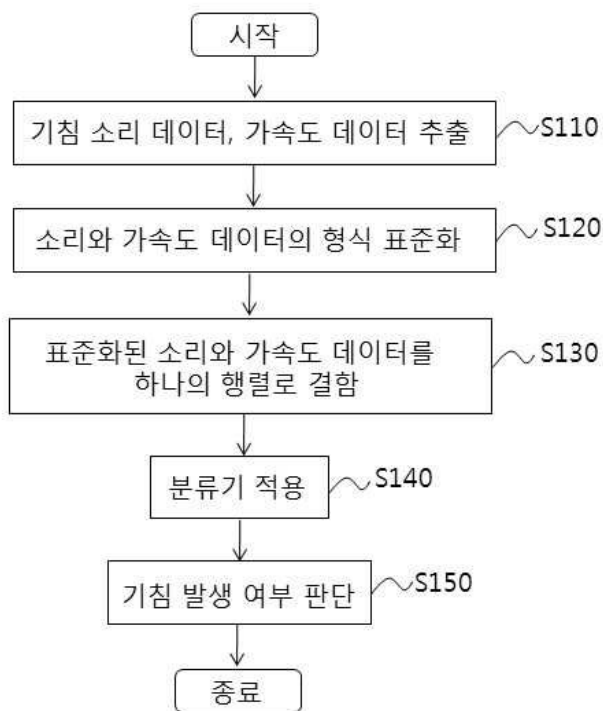
100: 멀티모달 기침 감지 장치 110: 센싱부

112: 마이크로폰 114: 가속도 센서

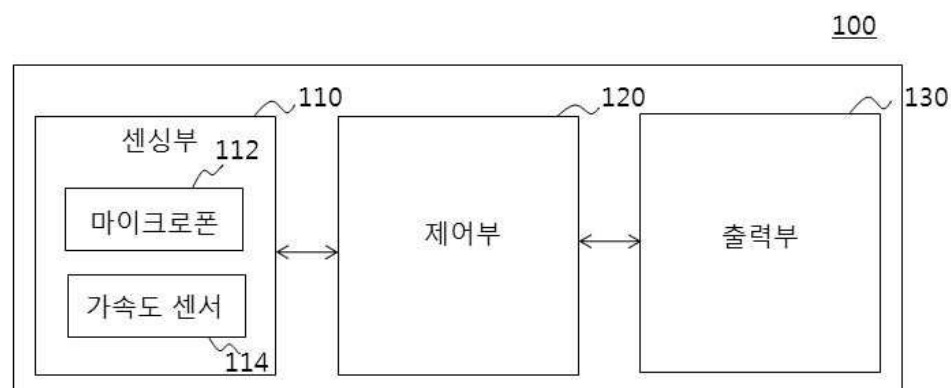
120: 제어부 130: 출력부

도면

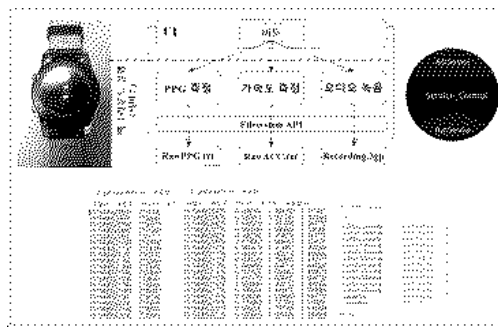
도면1



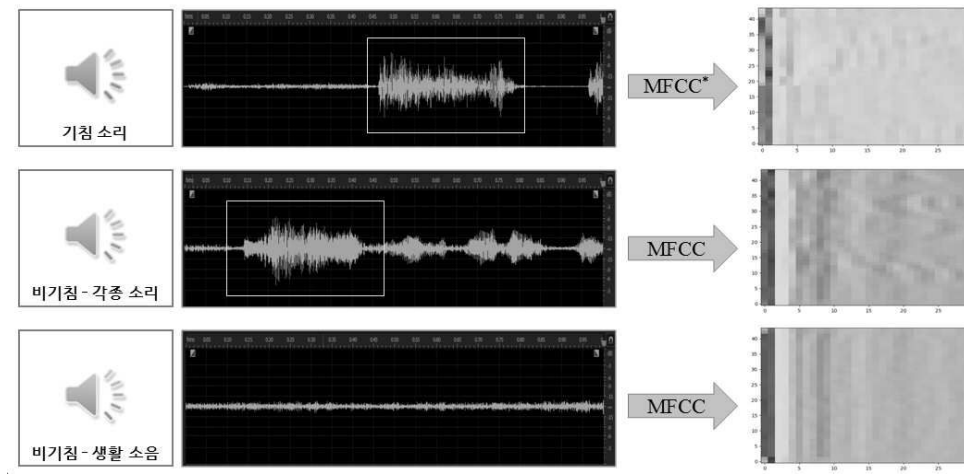
도면2



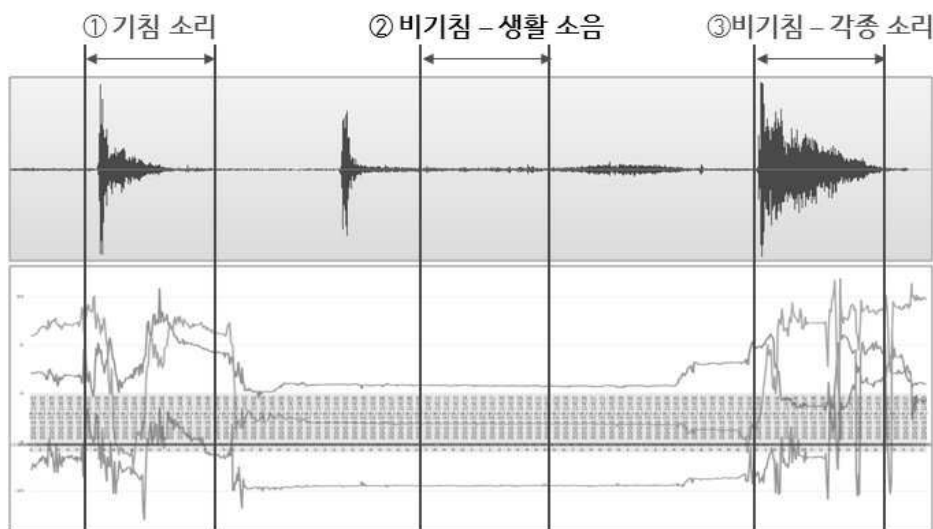
도면3



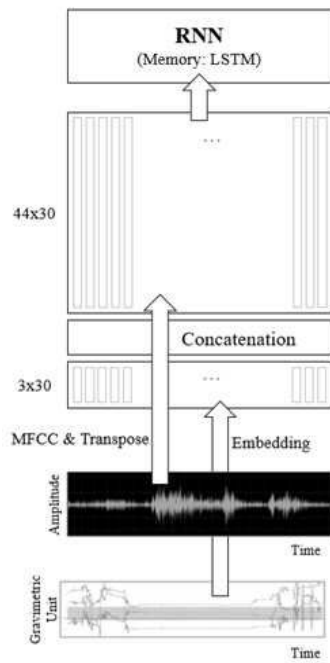
도면4



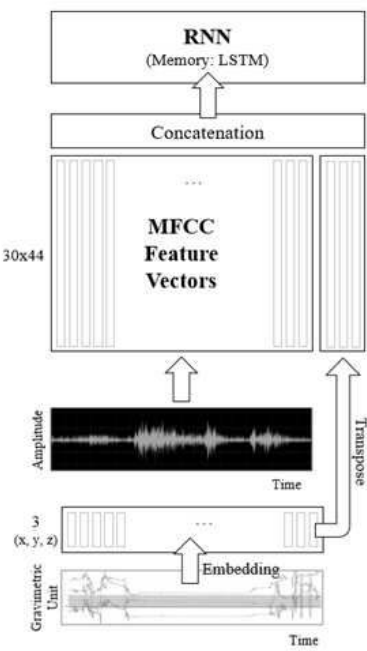
도면5



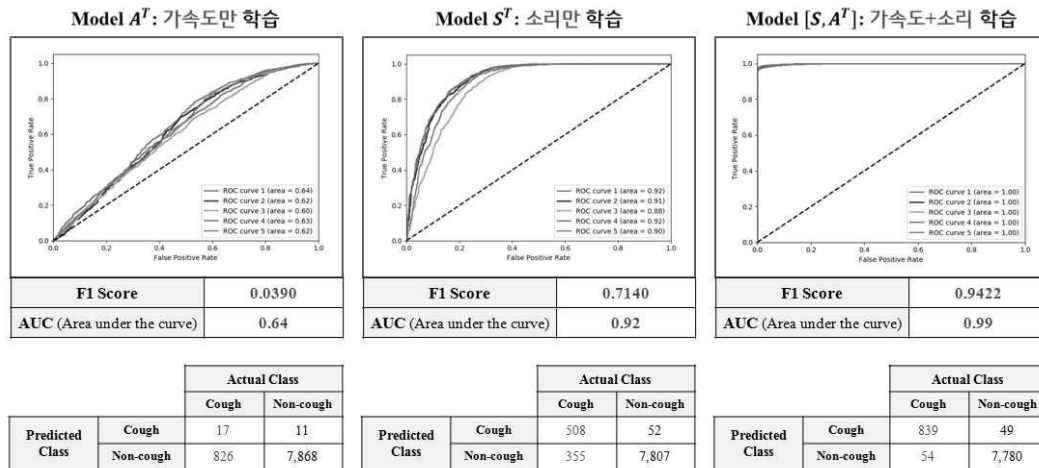
도면6



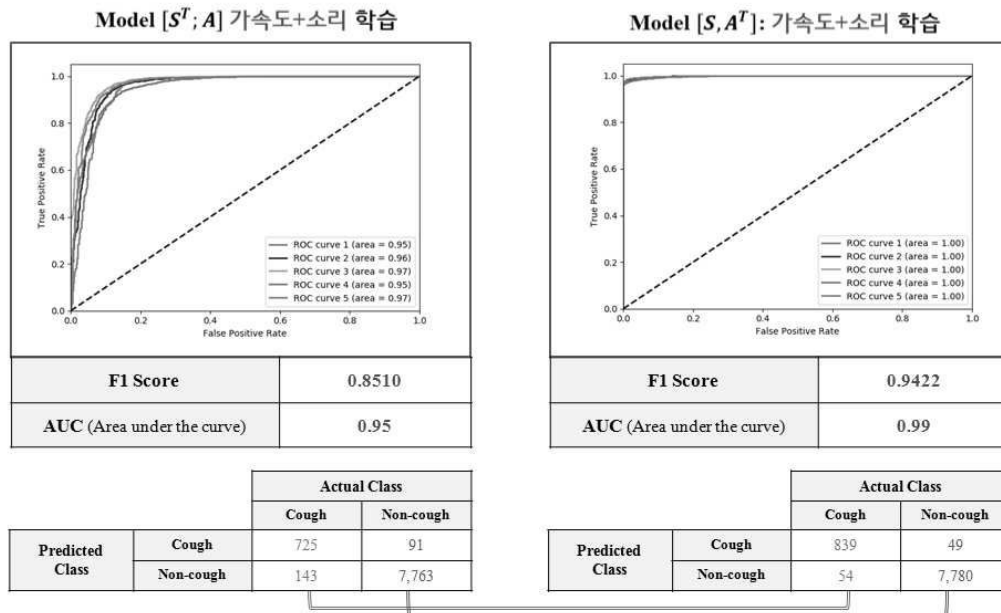
도면7



도면8



도면9



도면10

	가속도 학습		소리		소리+가속도 멀티모달 학습	
	Model A	Model A ^T	Model S	Model S ^T	Model [S ^T ; A]	Model [S, A ^T]
학습 데이터 종류	가속도	가속도	소리	소리	가속도+소리	가속도+소리
학습 데이터 형태	3 x 30 Matrix (Embedding)	30 x 3 Matrix (Embedding)	30 x 44 Matrix (MFCC)	44 x 30 Matrix (MFCC)	47x30 Matrix (Concatenation)	30x47 Matrix (Concatenation)
분류기 (Classifier)	RNN • Memory: LSTM • Input Nodes: 30 • Hidden Units: 96 • Hidden Layers: 3	RNN • Memory: LSTM • Input Nodes: 3 • Hidden Units: 96 • Hidden Layers: 3	RNN • Memory: LSTM • Input Nodes: 44 • Hidden Units: 96 • Hidden Layers: 3	RNN • Memory: LSTM • Input Nodes: 30 • Hidden Units: 96 • Hidden Layers: 3	RNN • Memory: LSTM • Input Nodes: 30 • Hidden Units: 96 • Hidden Layers: 3	RNN • Memory: LSTM • Input Nodes: 47 • Hidden Units: 96 • Hidden Layers: 3
AUC (Area Under the Curve)	0.62	0.64	0.90	0.92	0.95	0.99
F1 Score	0.1355	0.0390	0.7202	0.7140	0.8510	0.9422

도면11

*PPV: Positive Predictive Value

Related Works	Model	Specificity	*PPV (precision)	Sensitivity (recall)	F1 Score
[3] University of Hull, UK, 2006.	Neural Network	96%	-	80%	-
[4] University of Washington, USA, 2011.	PCA-Random Forest	99.5%	-	92.0%	-
[5] University of Queensland, Australia, 2013.	Neural Network	94.52%	82.04%	93.44%	0.8737
[6] Dartmouth College, USA, 2016.	CNN, RNN (Deep Learning)	92.7%	-	87.7%	-
[7] KAIST, South Korea, 2017.	Deep Neural Network (Deep Learning)	98.14%	81.9%	99.6%	0.8988
Ours	Multimodal, RNN (Deep Learning)	99.37%	94.48%	93.95%	0.9422