

심층학습을 이용한 영상정보 기반 호흡신호 분류

송주현, 이덕우*

계명대학교 공과대학 컴퓨터공학전공

Classification of Respiratory States based on Visual Information using Deep Learning

Joo Hyun Song, Deokwoo Lee*

Department of Computer Engineering, Keimyung University

요약 본 논문에서는 영상정보에 기반한 호흡상태 분류 방법을 제안한다. 호흡신호는 초광대역 레이더 센서를 이용하여 획득하고 호흡신호의 값으로 이루어진 1차원 그래프 대신 그래프의 영상 정보가 담긴 2차원 정보 기반으로 호흡상태를 분류한다. 호흡상태의 분류는 심층신경망 모델을 사용하고, 심층신경망 모델은 호흡신호 그래프가 포함된 2차원 영상의 특징들을 학습하여 영상기반의 호흡상태 분류의 결과를 제공한다. 기존의 레이더 센서 기반 호흡신호의 상태 분류는 1차원 벡터의 구성요소 값 및 그 값들의 변화량을 이용하여 회귀, 심층학습 방법을 적용하였다. 그러나 1차원 그래프 기반의 호흡상태 분류는 다양한 형태의 정상호흡 상태에 대한 분류 성능에서 한계를 보였다. 본 논문에서는 호흡 신호로부터 얻은 그래프의 이미지 자체를 2차원 입력 신호로 사용하여 심층 신경망 모델을 적용하여 분류를 수행하였다. 본 논문에서 제안하는 영상정보 기반의 호흡상태 분류는 기존의 1차원 벡터 기반 호흡상태 분류 대비 호흡상태 분류의 정확도를 약 10% 향상 시켰다. 또한 기존의 두 가지 호흡상태 (정상 및 비정상) 분류에서 확장하여 세 가지 호흡상태 (정상1, 정상2, 비정상) 분류를 수행하였다.

Abstract This paper proposes an approach to the classification of respiratory states of humans based on visual information. An ultra-wide-band radar sensor acquired respiration signals, and the respiratory states were classified based on two-dimensional (2D) images instead of one-dimensional (1D) vectors. The 1D vector-based classification of respiratory states has limitations in cases of various types of normal respiration. The deep neural network model was employed for the classification, and the model learned the 2D images of respiration signals. Conventional classification methods use the value of the quantified respiration values or a variation of them based on regression or deep learning techniques. This paper used 2D images of the respiration signals, and the accuracy of the classification showed a 10% improvement compared to the method based on a 1D vector representation of the respiration signals. In the classification experiment, the respiration states were categorized into three classes, normal-1, normal-2, and abnormal respiration.

Keywords : Respiration, Respiratory states, UWB radar, Visual information, Deep neural network

본 연구는 2021년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구 (No. 2019R1G1A1100172)임.

*Corresponding Author : Deokwoo Lee(Keimyung Univ.)

email: dwoolee@kmu.ac.kr

Received February 3, 2021

Accepted May 7, 2021

Revised March 15, 2021

Published May 31, 2021

1. 서론

호흡신호는 사람의 건강상태를 파악하는 생체신호들 중 한 가지로 많이 활용되고 있다. 사람의 건강 또는 생리적 상태를 파악하는 주요 요소로는 혈압, 체온, 심장박동수, 체온, 호흡수 등이 있다[1,2]. 이 정보들은 사람의 건강상태 파악에 매우 중요한 역할을 하고 있으며, 특히 환자들이 입원한 병동에서는 매일 이 정보들을 수집하고 분석하면서 환자들의 건강상태를 모니터링 한다. 이 중 호흡상태는 다른 생체신호들과 비교하여 볼 때, 덜 주목 받아왔지만, 사람의 호흡 활동은 생명의 유지 및 삶의 질과 직결되므로 그 상태를 분석하는 것은 큰 의미가 있다. 환자들의 호흡상태를 주기적으로 모니터링 하는 것은 일반적인 병원의 시스템 내에서 가능하지만, 일상 생활에서 호흡상태를 모니터링 하는 것은 현실적으로 많은 제약이 있다. 최근에는 원격진료, u-헬스케어 등 의료분야와 정보 및 컴퓨터 기술과의 융합이 활발하게 이루어짐으로 인해 일상생

활에서 사람들은 자신의 건강 상태, 운동량, 생체리듬 등을 비교적 쉽게 파악할 수 있다[3]. 그러나 융합의료 기술을 활용한 모바일 기기들은 대부분 사람의 활동에 따라 발생하는 맥박 또는 심박수 정보를 제공하는 경우가 많으며 호흡량을 실시간으로 제공하는 경우는 비교적 드물다. 본 논문에서는 사람의 호흡신호를 획득하고, 호흡 행위를 통해 얻어지는 정량화된 값을 제공하여 사람의 호흡상태를 파악할 수 있는 정보를 제공하는 방법을 제안한다. 본 논문에서 수행한 실험은 광대역 레이더 센서 (ultra wide band (UWB) radar sensor)를 이용하여 사람의 호흡 (들숨과 날숨)에 따른 흉부의 움직임에 따른 거리값을 이용하여 호흡상태를 추정 및 판단하고, 다양한 호흡신호를 입력신호로 이용하여 호흡상태를 분류한다.

호흡신호를 측정하여 사람의 건강상태를 파악하는 연구는 지난 수십 년간 활발히 진행되어 왔다. 호흡신호의 측정은 접촉식 방법과 비접촉식 방법으로 나누어 볼 수 있다. 접촉식 방법은 사람의 몸에 센서를 부착하여 호흡상태를 측정하는 것이다. 호흡상태는 주로 단위시간당 호흡수를 측정하여 판단한다. 호흡에 의한 공기의 흐름을 측정하는 방법은 들숨과 날숨에 의해 생성되는 공기의 속도 및 부피를 측정하여 호흡의 상태를 판단하는 것이다. 공기의 부피 또는 속도를 측정함으로써 사람의 호흡상태에 변화가 있는지 파악할 수 있다. 공기의 흐름을 측정하는 유량계 (flowmeter)의 정확도가 호흡측정의 정확도에 직접적인 영향을 주게 되며, 유량계의 정확도가

높을수록 호흡상태를 정확하게 측정할 수 있다는 장점이 있다. 그러나 유량계를 사람의 호흡이 발생하는 부위에 삽입해야 하는 경우가 있으므로 고령 또는 유아 및 소아의 호흡 측정에 어려움이 있을 수 있고, 호흡을 측정하는 장비가 고가인 경우가 많아 일상생활에서 사용하기에 어려움이 많다[4]. 호흡의 소리(sound)를 활용한 호흡측정 방식은 실험대상자의 목을 통해 들숨과 날숨의 소리를 기록하여 호흡상태를 판단한다. 소리 기반의 호흡측정은 호흡기관 근처에 호흡소리를 획득할 수 있는 센서(마이크로폰)를 부착하여 호흡을 측정한다. 이 경우 획득되는 데이터는 공기압의 변화에 따른 소리의 변화를 반영한다. 호흡소리 이외에 잡음이 섞일 수 있으므로, 필터링을 통한 잡음제거가 반드시 수행되어야 하고, 호흡 소리가 매우 작을 경우 분석에 어려움이 있을 수 있어 증폭기 (amplifier)가 필요하다. 소리 기반의 호흡상태 분석은 통제된 환경에서 데이터를 획득해야 하는 제약이 있다. 일상적인 환경에서는 매우 많은 종류의 잡음이 존재하기 때문에 호흡 신호 이외의 잡음을 제거하기 위한 잡음제거 알고리즘의 복잡도가 매우 높아진다. 그러므로 소리 기반의 호흡상태 분석은 일상적인 환경보다는 통제된 환경에서 잘 적용될 수 있다[5]. 호흡을 할 때 들숨과 날숨 사이의 온도 차이가 존재함을 이용한 온도 센서 기반의 호흡측정법은 들숨과 날숨의 패턴을 기록하여 호흡상태를 판단하는 데에 활용된다. 다른 센서들에 비해 온도 센서는 그 반응시간이 느리다는 단점이 있으나, 온도 기반의 호흡측정을 통해 수면무호흡 등의 질환을 파악할 수 있다[6]. 그 외에도 들숨과 날숨 사이에 발생하는 습도 (humidity)를 측정하여 호흡 상태를 파악하는 방법, 호흡으로부터 발생하는 공기의 구성요소 (산소, 이산화탄소)의 함유량 기반으로 호흡을 측정하는 방법, 흉곽 부위에 센서를 부착하여 움직임을 측정하는 방법 등 다양한 방법의 접촉기반 호흡측정 방식들이 존재한다[4]. 접촉 방식 기반의 호흡측정은 높은 정확도 및 호흡측정의 안정적인 성능을 보여준다는 장점이 있다. 그러나, 통제된 환경인 병원이나 실험실에서 측정하여야 높은 정확도를 보장할 수 있고, 일상적인 환경에서 발생하는 다양한 잡음들을 전처리 해야 한다는 제약, 고가의 장비가 필요하다는 단점이 존재한다.

비접촉 방식 기반 호흡신호 측정은 접촉 방식 기반 측정의 제약사항들을 극복할 수 있는 대안으로 여겨져 왔고, 지난 이십여 년 간 활발히 연구가 진행되어 오고 있다[7]. 비접촉 방식은 접촉 방식과 다르게 호흡행위를 하는 사람으로부터 측정도구를 일정 거리만큼 떨어뜨려 놓

고 호흡을 측정한다. 비접촉 기반 측정 방식에서 많이 사용되는 도구는 레이더 센서, RGB 센서, 온도 센서이다. 레이더 센서를 이용한 측정장치는 주사된 펄스가 호흡행위를 하는 사람으로부터 반사되는 시간을 측정하여 레이더 센서와 흉부 사이의 거리를 측정하여 호흡을 측정한다[8]. RGB 센서는 카메라를 사용하여 호흡기관의 움직임을 영상으로 분석하여 호흡을 측정한다[9]. 온도 센서는 접촉 방식과 비접촉 방식에서 모두 사용할 수 있으며, 비접촉 방식에서는 호흡에 따른 얼굴 부위의 온도 변화를 측정한다. RGB 센서 또는 온도 센서는 호흡과 관련된 신체 부위의 움직임을 매우 정교하게 획득해야 하는데, 높은 정확도를 가지는 센서는 보통 고가인 경우가 많다. 이에 비해 레이더 센서는 비교적 낮은 가격으로 높은 정확도를 얻을 수 있다는 장점이 있다. 본 논문에서는 초광대역 (ultra wide band, UWB) 레이더 센서를 이용하여 사람의 흉부와 레이더 센서 사이의 거리를 측정하여, 들숨과 날숨 때의 흉부와 레이더 사이의 거리 정보를 기반으로 한 호흡상태 분류를 수행한다. 초광대역 레이더 센서는 주로 사람의 움직임을 인식하는 분야에서 많이 사용되고 있으며, 인식의 정확도가 매우 높다는 장점이 있다. 사람이 호흡을 할 때 흉부의 움직임은 센티미터 단위로 매우 작지만 UWB 레이더 센서를 활용하여 정확하게 측정할 수 있다. 본 논문에서는 UWB 레이더 센서를 활용하여 얻은 흉부 움직임의 값을 활용하여 호흡 상태를 분류한다. 분류 대상의 호흡상태는 두 가지의 정상호흡과 한가지의 비정상 호흡이다. 기존의 연구는 한 가지 종류의 정상호흡과 비정상 호흡만을 대상으로 하였지만, 정적 상태에서의 정상호흡과 동적 상태 (움직임이 있는 상황)에서의 정상호흡 상태도 분류를 할 필요성이 있으므로 분류의 대상을 총 3 가지로 확장하였다. 또한 기존의 연구에서 다루었던 데이터는 흉부와 레이더 사이의 거리 값으로 이루어진 1 차원 벡터였지만, 본 연구에서는 거리 값으로 표현한 그래프 자체의 이미지를 데이터로 활용하여 호흡의 분류에 활용하여 분류의 정확도가 향상되었음을 확인하였다. 그리고 영상 기반의 호흡신호 그래프를 심층신경망 모델로 학습시켜 호흡상태의 분류의 정확도를 향상시켰다. 본 연구에서 제시하는 내용의 전체 흐름을 Fig. 1 에 나타내었다.

레이더 센서를 활용한 호흡측정과 관련한 기존의 연구들은 대부분 호흡횟수 측정의 정확도에 초점을 맞춘 경우가 많다. 그러나 본 논문은 사람의 호흡상태를 판단하는 것이 더 중요하다고 간주하고 호흡상태를 분류하는 것에 초점을 두었다. 본 논문의 구성은 다음과 같다. 2 장

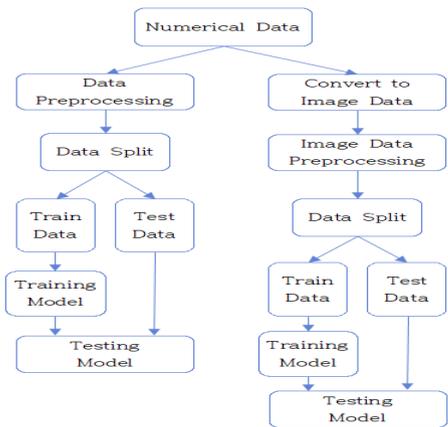


Fig. 1. Overall flow of the work for classification of respiration signals

에서는 UWB레이더를 활용한 호흡신호 측정에 대한 설명을 하고 3 장에서는 1 차원 벡터 기반의 호흡상태 학습 및 분류에 대한 설명을 한다. 4 장에서는 본 논문에서 제안하는 심층학습을 활용한 영상 기반의 호흡상태 분류 방법을 제안하고 5 장에서는 실험결과를 제시한 후 6 장에서 본 논문의 결론을 제시한다.

2. UWB 레이더 기반 호흡신호 표현

본 논문에서는 UWB 레이더 센서를 이용하여 호흡신호를 획득한다. UWB 레이더 센서는 간섭에 강인하다는 것과 함께 밀리미터 단위까지 움직임의 변화량을 정밀하게 측정할 수 있다는 장점이 있다. 레이더 센서를 활용한 호흡신호 측정 시 도플러 (Doppler) 레이더 센서와 UWB 레이더 센서를 많이 활용하며, 이 두 종류의 레이더를 활용한 호흡신호 측정에 대한 많은 연구가 수행되어 왔다. 기존의 연구들은 대부분 레이더 센서를 활용한 호흡수 측정, 무호흡 수 측정에 초점을 맞추고 있으나, 본 연구는 호흡상태의 분류에 초점을 맞추고 있다. 기존의 호흡상태 분류는 정상호흡과 비정상호흡의 분류로서 이진 분류의 형태를 가지고 있었지만, 본 연구에서는 호흡의 상태를 아래와 같이 3 가지로 분류한다.

- Case 1 : 정상 호흡 1
- Case 2 : 정상 호흡 2
- Case 3 : 비정상 호흡

정상호흡 1 은 사람이 앉아있는 정적인 상태에서 정상적인 호흡을 하는 경우이다. 정상호흡 2 는 사람이 말하

거나 움직이면서 정상적인 호흡을 하는 경우이다. Case 1에서는 사람이 앉아 있으면서 안정적인 자세에서 호흡만 수행하고, Case 2에서는 사람이 일상적인 행동을 하면서 호흡을 하는 경우이다. Case 3에서는 사람이 호흡을 하다가 호흡을 잠시 멈추는 비정상적인 상태이다. 본 논문에서는 이 세 가지 경우에 대한 호흡 신호를 UWB 레이더 센서를 활용하여 획득한 후 이것을 그래프로 표현한다. 기존의 연구는 획득한 수치를 기반으로 호흡상태를 분류 하였으나, 본 연구에서는 수치들을 1차원 그래프로 표현한 후 그래프의 이미지 자체를 심층신경망 모델이 학습하도록 하여 호흡상태 분류를 수행한다. 획득한 호흡 신호의 수치는 레이더 센서와 흉부 사이의 거리를 나타낸다. 사람이 정상적으로 호흡을 할 경우 들숨과 날숨을 할 때 레이더와 흉부 사이의 거리 값은 근사적으로 정현파의 형태를 보여준다.

$$d = v \times (T_e + T_r) = f\lambda \times (T_e + T_r) \quad (1)$$

d 는 목표물과 레이더 센서 사이의 거리이고, 센서로부터 발생하는 펄스파형의 속도 v 는 레이더 센서의 주파수(f)와 파장(λ)의 곱으로 표현할 수 있다. 본 연구에서 사용된 레이더 센서의 작동 주파수는 8.2GHz이다. 들숨과 날숨 각각의 경우 흉부와 레이더 센서 사이의 거리는 서로 다르고, 호흡을 진행하면서 이 거리는 일정한 형태의 곡선을 나타낸다. Fig. 2, Fig. 3, Fig. 4에서는 각 호흡 상태에 해당하는 수치들을 그래프로 표현하였다. Fig. 2에서는 사람이 안정된 상태에서 정상호흡을 하는 경우 레이더 센서와 흉부 사이의 거리 값을 나타내고 있다. Fig. 3에서는 사람이 말하는 행위를 하면서 정상호흡을 하는 경우에 대한 그래프를 보여주고 있고 Fig. 4에서는 사람이 호흡을 하다가 갑자기 호흡을 멈추는 무호흡 상태를 재현한 그래프를 보여주고 있다.

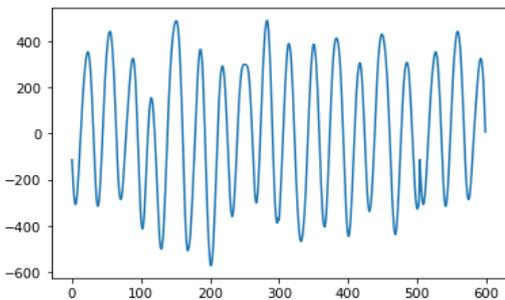


Fig. 2. Example of values of normal respiration signal (normal-1)

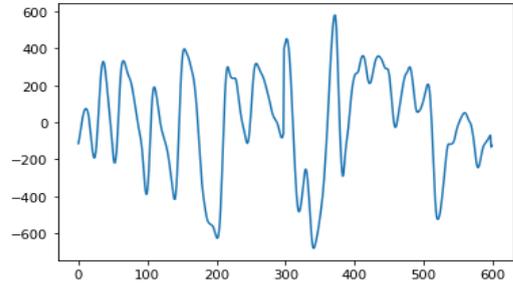


Fig. 3. Example of values of normal respiration signal (normal-2)

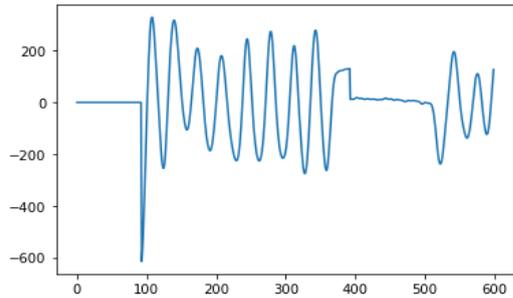


Fig. 4. Example of values of abnormal respiration signal

위와 같이 생성된 그래프의 이미지를 심층신경망의 입력으로 직접 사용하여 호흡 상태 3가지를 학습한다.

3. 1차원 벡터 기반 호흡상태 학습

이 장에서는 3 가지 호흡 상태를 선형 회귀 방법을 이용하여 학습한 후 분류한다. 영향을 주는 독립 변수로 600 개의 시퀀스 데이터가 있고 영향을 받는 종속 변수인 Label이 있다. 다수의 요소를 가지고 하나의 결과를 예측하므로 다중 선형 회귀의 특징을 가지게 된다. Label을 호흡 상태에 따른 데이터에 문자형으로 호흡 형태를 작성하였으며 각 데이터 포인트와 Label 값을 추정해서 연관시켜주는 가중치 w 와 bias b 를 찾기 위한 다중 선형 회귀의 수식은 아래와 같다.

$$y = w_1 \cdot x_1 + \dots + w_d \cdot x_d + b \quad (2)$$

수치형 데이터로 파일이 각각 어떠한 호흡인지 분류하기 위해 클래스별 호흡 데이터를 하나의 파일로 병합한 후 레이블 열(Label Column)을 만들어 문자형으로 레

이블링 작업을 진행하였다. 문자형으로 삽입되어있는 레이블 옆에 대하여 세 가지 클래스를 학습을 위해 숫자로 된 카테고리형으로 변환한 후 원핫(One-Hot) 인코딩을 실행하여 다중 클래스 분류에 사용될 수 있도록 하였다. 각 호흡 상태 레이블(Label)의 표현의 변화는 다음과 같다.

$$y = \{ \text{정상 호흡1, 정상 호흡2, 비정상 호흡} \} \quad (3)$$

$$y = \{ (1,0,0), (0,1,0), (0,0,1) \} \quad (4)$$

위와 같이 만들어진 레이블과 데이터의 데이터셋에 대하여 데이터셋 분리를 진행한다. 분리 진행 과정에서 각 세 가지의 클래스에 대해 특정 클래스의 호흡 신호만 훈련 세트로 나누어지는 것을 방지하기 위해 stratify 값을 목표값으로 지정하여 각각의 클래스 비율을 유지하여 분리하도록 하였다. 매 실험이 진행될 때 특정 특성정보만 학습하는 일반화가 되지 않도록 셔플(shuffle) 값을 참(True)으로 설정하여 분리 이전에 데이터를 섞는 과정을 진행하도록 한다. 이와 같이 훈련 세트와 테스트 세트로 나누는 후 훈련 세트를 선형 회귀 모델의 학습 데이터로 사용하고 One-Hot 인코딩을 사용하였기에 범주형 활성화 함수인 소프트맥스를 사용하였다. 테스트 데이터는 훈련한 모델에 대해 값을 넣어 레이블을 유추하는 정확도 예측을 진행할 때 사용한다.

4. CNN 기반 호흡상태 분류

이 장에서는 심층학습의 모델로 사용되는 컨볼루션 신경망(convolutional neural network, CNN) 기반의 호흡 상태 분류에 대해 설명한다. 이 장에서 사용된 CNN 모델은 호흡 상태를 나타내는 그래프의 이미지 그 자체를 입력으로 사용하여 학습한다. 정상 호흡 1에서는 Fig. 2와 같이 일반적인 들숨과 날숨으로 인한 반복적인 곡선 형태의 그래프를 나타내며 정상 호흡 2에서는 Fig. 3와 같이 반복적인 곡선의 형태를 나타내다가 말하는 행동을 할 때 변칙적인 형태를 띠게 된다. 비정상 호흡에서는 Fig. 4와 같이 갑자기 호흡을 멈추었을 때 변동이 없는 구간의 형태를 띠게 된다. 따라서 이러한 그래프 형태의 차이는 학습에 더 용이할 것으로 예측된다. 먼저 Fig. 2,3,4와 같은 이미지를 x축(-1000~1000)과 y축의 범위를 지정하고 이미지를 정제하여 동일한 0의 위치를 가지도록 하였다. 변화된 그래프의 예시는 아래 그림과 같다.

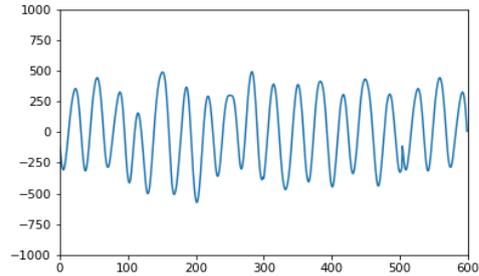


Fig. 5. 2D image of respiration wave

각 호흡에 따른 이미지를 호흡 상태에 맞게 폴더에 나누어 저장함으로 폴더명을 레이블로 사용할 수 있게 하였다. 각 폴더에 저장되어있는 이미지를 불러와서 이미지에 대한 각 픽셀에 대해 숫자형으로 변환한 후 배열에 저장하고 폴더명인 레이블 배열과 함께 npy 형태의 파일로 만들어서 추후 모델에 사용할 수 있도록 하였다. 이러한 데이터셋에 대해 훈련용과 검증용 데이터로 분리하였다. 모델에 대해서 3X3 크기의 컨볼루션 레이어를 위한 32개의 필터를 생성하였다. 입력 값은 이미지의 크기에 대한 값이다. 오버피팅을 방지하기 위해 맥스풀링(maxPooling) 2D 레이어를 추가함으로 주요한 값만 선택하여 작은 출력 값을 만들어 내고 사소한 변화를 무시한다. 앞의 컨볼루션 레이어와 맥스풀링 레이어를 통해 추출된 주요 특징을 1차원으로 전결합층에 전달하기 위해 Flatten 레이어를 추가하였다. 활성화 함수로 각 형태에 관하여 출력값으로 확률을 나타내기 위해 소프트맥스 함수를 사용하였으며 다중 분류 손실 함수인 교차 엔트로피(categorical_crossentropy)를 사용하였다. 모델을 훈련할 때 과적합을 막기 위해 손실 점수가 5회 이상 나아지지 않으면 훈련을 조기 종료하는 함수를 사용하였다. 훈련한 모델을 저장한 후 새로운 호흡 이미지 데이터에 대한 예측에 사용할 수 있도록 하였다.

5. 실험

이 논문에서 수행한 실험의 환경은 Table 1과 같고, 본 논문에서는 1차원 벡터 기반의 호흡상태 분류와 2차원 영상 기반의 호흡상태 분류의 정확도를 비교하는 것이 목표이므로 실험은 CPU환경에서 수행하였다.

Table 1. Environment for experiments

OS	Windows 10
RAM	32.0 GB
CPU	i9-9900KF
IDE	spyder
python	3.7.9
tensorflow	2.3.0

Table 2에서는 호흡신호를 1차원 벡터로 표현하여 각 원소들의 값을 회귀 기반으로 학습하여 분류한 경우의 분류 정확도를 나타내고 있다. 정확도의 계산식은 Eq. (5)과 같다.

$$A = \frac{N_C}{N_T} \tag{5}$$

A, N_C, N_T 는 각각 정확도(%), 제대로 분류한 샘플의 개수, 전체 샘플의 개수를 각각 나타낸다. Table 2는 호흡신호의 스칼라 값을 심층신경망 모델로 학습할 경우 세가지 호흡의 분류 정확도를 실험의 반복회수(epoch)에 따라 나타낸 것이다. Fig. 6은 실험 횟수에 따른 학습 및 검증 정확도의 변화를 나타내고 있다. 본 논문의 실험에서 사용한 호흡데이터는 비정상호흡은 116개, 정상호흡 1은 116개, 정상호흡 2는 116개로 각각 구성하였다. 총 348개의 호흡 데이터 중 훈련세트(train set)와 테스트 세트(test set)의 비율은 8:2로 설정하여 실험을 진행하였고, 검증세트(validation set)는 세 종류의 호흡상태에 대해 각각 5개씩 총 15개를 활용하여 검증을 진행하였다.

Table 2. Accuracy result based on one-dimensional vectors

1회 실험	52%
2회 실험	47%
3회 실험	47%
4회 실험	52%
5회 실험	63%
평균	52.2%

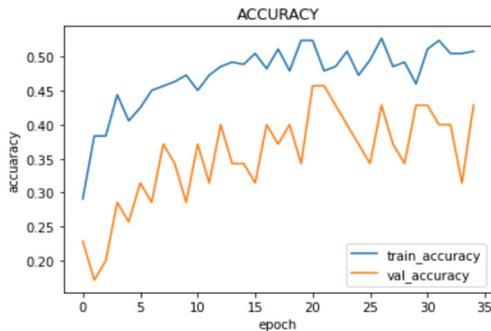


Fig. 6. Training and validation accuracy based on one-dimensional vectors

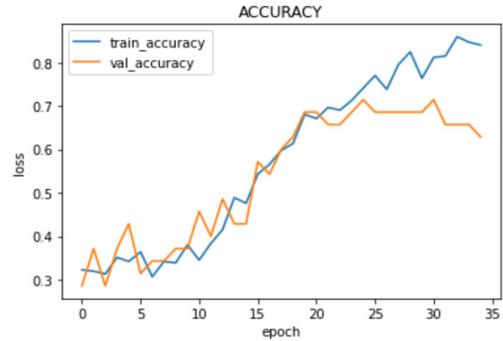


Fig. 7. Train model accuracy based on CNN

Table 3. Accuracy results based on 2D images

1회 실험	73%
2회 실험	73%
3회 실험	68%
4회 실험	84%
5회 실험	47%
평균	69%

Table 3는 호흡신호를 나타낸 그래프의 2차원 이미지를 심층신경망 모델로 학습할 경우 세가지 호흡의 분류 정확도를 실험의 반복회수(epoch)에 따라 나타낸 것이다. Fig. 7은 실험 횟수에 따른 학습 및 검증 정확도의 변화를 나타내고 있다. Fig. 6과 Fig. 7의 정확도 그래프에서 정확도의 수치 변화가 매우 크게 나타나는데 그 이유는 측정된 호흡량(여기에서 호흡량은 레이더 센서가 측정한 들숨과 날숨 때의 레이더와 흉부 사이의 거리이다)이 다르고, 이 데이터에 대한 별도의 가공이나 정제 없이 새로운 데이터를 학습하여 형태 분류의 성공률에 큰 차이를 보이기 때문이다. 전반적인 정확도의 결과 관점에서 본다면, Fig. 6과 Fig. 7에서 볼 수 있듯이 호흡신호 그래프를 1차원 벡터로 표현하고 사용했을 때보다 그래프의 이미지 데이터를 사용했을 때 분류의 성능이 향상되었음을 확인할 수 있다.

6. 결론

본 논문에서는 심층학습 신경망을 활용하여 호흡 상태를 분류하였다. 인간의 호흡상태는 건강상태를 모니터링하기 위한 중요한 요소이므로 호흡신호를 획득한 후 신호가 형성하는 파형을 이미지화 하여 딥러닝 기술을 적용하여 호흡상태를 분류하였다. 호흡의 상태를 3가지로 분류하였고, 각각 정상-1, 정상-2, 비정상 호흡이 분류의

대상이었다. 기존의 두 가지 호흡상태의 분류에서 확장하여, 다양한 정상호흡의 시나리오를 가정함으로써 좀 더 현실적인 호흡상태 분류를 위한 시스템 개발을 위한 시도를 하였다. 특히, 호흡신호의 표현은 기존의 1차원 벡터 방식이 아니라, 호흡값의 파형을 나타낸 그래프의 영상을 심층신경망의 입력으로 바로 사용하였고, 실험을 통해 분류의 정확도가 더 높음을 확인하였다. 기존의 1차원 벡터 기반의 분류는 호흡의 미세한 값 변화에 약하다는 단점이 있었고, 이것을 극복하기 위해 호흡 파형의 이미지를 그대로 사용하였다. 향후의 연구에서는 더 다양한 호흡 시나리오를 가정하여 더 많은 부류의 호흡 상태의 분류 알고리즘을 개발할 계획이다.

References

- [1] C. Hwnag, S. Kim, D. Lee, "Detection of Apnea Signal using UWB Radar based on Short-Time-Fourier-Transform", Korea Academy Industrial Cooperation Society, Vol.20, No.7, pp.151-157, Jul. 2019.
DOI : <https://doi.org/10.5762/KAIS.2019.20.7.151>
- [2] J. Tu, T. Hwang, J. Lin, "Respiration Rate Measurement Under 1-D Body Motion Using Single Continuous-Wave Doppler Radar Vital Sign Detection System", IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques, Vol.64, No.6, pp.1937-1946, Jun. 2016.
DOI : <https://doi.org/10.1109/TMTT.2016.2560159>
- [3] J-Y. Sim, H-G. Seo, "Remote medical Smart healthcare system for IoT-based multi-biometric information measurement", Journal of the Korea Convergence Society, Vol.11, No.10, pp.53-61, 2020.
DOI : <https://doi.org/10.15207/JKCS.2020.11.10.053>
- [4] C. Massaroni, A. Nicolo, D. Presti, M. Sacchetti, S. Silvestri, E. Schena, "Contact-Based Methods for Measuring Respiratory Rate", Sensors, Vol.19, No.4, pp.1-47, 2019.
DOI : <http://dx.doi.org/10.3390/s19040908>
- [5] P. Muthusamy, K. Sundaraj, N. Manap, "Computerized acoustical techniques for respiratory flow-sound analysis: a systematic review", Artificial Intelligence Review, Vol.53, pp. 3501-3574, Nov. 2019.
DOI : <https://doi.org/10.1007/s10462-019-09769-6>
- [6] A. Basra, B. Mukhopadhyay, S. Kar, "Temperature sensor based ultra low cost respiration monitoring system", 2017 9th International Conference on Communication Systems and Networks (COMSNETS), IEEE, Bangalore, India, pp. 530-535, Jan. 2017.
DOI : <https://doi.org/10.1109/COMSNETS.2017.7945448>
- [7] T. Kiuru, M. Metso, S. Jardak, P. Pursula, J. Hakli, M. Hirvonen, R. Sepponen, "Movement and respiration detection using statistical properties of the FMCW

radar signal" 2016 Global Symposium on Millimeter Waves (GSMM) & ESA Workshop on Millimetre-Wave Technology and Applications, IEEE, Espoo, Finland, pp.1-4, Jun. 2016.
DOI : <https://doi.org/10.1109/GSMM.2016.7500331>

- [8] I. Ko, H. Park, "Apnea Detection and Respiration Rate Estimation Using IR-UWB Radar Signals", The Journal of Korean Institute of Electromagnetic Engineering and Science, Vol. 28, No.10, pp.802-809, Oct. 2017.
DOI : <https://doi.org/10.5515/KJKIEES.2017.28.10.802>
- [9] K-Y. Lin, D-Y. Chen, W-J. Tsai, "Image-Based Motion-Tolerant Remote Respiratory Rate Evaluation", IEEE Sensors Journal, Vol.16, No.9, pp.3263-3271, Feb. 2016.
DOI : <https://doi.org/10.1109/JSEN.2016.2526627>

송 주 현(Juhyeon Song)

[준회원]



- 2020년 8월 : 계명대학교 컴퓨터 공학전공 (공학사)

<관심분야>

딥러닝, 신호처리

이 덕 우(Deokwoo Lee)

[정회원]



- 2007년 2월 : 경북대학교 전자전 기컴퓨터학부 졸업(공학사)
- 2012년 12월 : North Carolina State University, USA, 전기컴퓨터공학부 석사, 박사
- 2013년 1월 ~ 4월 : Washington Univ. in St. Louis, USA, 박사후 연구원

- 2013년 9월 ~ 2016년 8월 : 삼성전자 무선사업부 책임 연구원
- 2016년 9월 ~ 2018년 2월 : 영산대학교 가상현실콘텐츠 전공 조교수
- 2018년 3월 ~ 현재 : 계명대학교 공과대학 컴퓨터공학전공 조교수

<관심분야>

신호처리, 영상처리, 컴퓨터비전