

# UWB 레이더를 활용한 학습 기반 호흡 상태 분류

박철형, 김주오, 이덕우\*

계명대학교 공과대학 컴퓨터공학전공

parkcheolhyeong@gmail.com, monkey4650@gmail.com, dwoolee@gw.kmu.ac.kr

## Classification of Respiratory Status using UWB Radar based on a Learning Algorithm

Park Cheolhyeong, Kim Ju O, Lee Deokwoo\*

Department of Computer Engineering, Keimyung Univ.

### Abstract

In these days, bio-signals have long been of interest and have also provided useful information to achieve diagnosis of human disease. In this paper, we propose to approaches to classification of respiratory status followed by acquisition of human respiration using ultra wide band(UWB) radar. Respiratory signals are categorized into normal and abnormal status. To achieve classification, logistic regression is employed. Rather than the conventional method, e.g., analysis in fourier domain, this work analyzes the signals in time domain. To substantiate the proposed approach, experimental results are provided.

### I. 서 론

최근 산업계에서 사람의 생체신호를 활용해 현재 상태를 예측하는 제품 및 콘텐츠가 활발하게 개발되고 있다. [1, 2] 생체신호는 사람의 상태를 예측할 수 있는 중요한 요소이다. 생체신호를 활용한 웨어러블 기기는 실제로 사용자의 심방세동을 진단한 사례가 있다. [3] 생체신호의 대표적인 종류는 ECG(Electrocardiogram), EEG(Electroencephalogram), EOG(EEG) Electrooculogram, EMG(Electromyogram), Respiratory status가 있다. 호흡은 환자에게 추가적인 장기 손상을 입힐 수 있는 중요한 요인이다. 호흡 중 무호흡은 공기의 흐름이 부분적 혹은 완전히 차단되어 심하지 않은 경우에도 혈압 상승이 나타난다. 실제로 수면 연구에 따르면, 경도의 무호흡-저호흡 지수를 가진 환자가 그렇지 않은 대상자에 비하여 2배 정도 고혈압 발병위험도가 높다. [4] 호흡 신호는 비교적 다른 생체신호에 비해 비교적 연구가 활발하지 않으며 획득한 호흡의 특성을 분석하여 분류하는 전처리 과정 연구가 전통적으로 진행되고 있다. [5, 6, 7] 전통적 연구는 주파수 영역에서 데이터를 관찰하는 푸리에 변환(Fourier Transform) 혹은 고속 푸리에 변환(Fast Fourier Transform)이 연구되고 있다. 신호의 변화를 통해 주파수 성분으로 분해하는 전처리 과정이 필수적으로 필요하다. 전통적인 방식에 비해 실험 데이터의 변화에 따른 작업이 불필요한 학습 기반의 호흡 분류 연구는 상대적으로 연구가 활발하게 진행되고 있지 않다. 본 논문에서는 학습 기반 호흡 분류기를 구축하기 위해 ECG 혹은 EEG에 비해 비교적 가격이 저렴하고 장비 휴손율이 낮은 비접촉 방식인 UWB(Ultra-Wideband)-Radar를 이용해 호흡 신호를 획득 후 학습 기반 분류기를 활용한 정상 호흡 분류 결과를 제시한다.

### II. 본론

#### 1. Data Acquisition

본 연구에서 정상 및 비정상 호흡을 획득을 위해 UWB-Radar를 사용한다. UWB-Radar는 목표물을 맞고 돌아온 에코 펄스를 복원을 위해 여러

번의 송신된 펄스를 수신한 에코 펄스를 복원하는 방식을 사용하고 있다. 측정 환경은 아래 그림 1 과 같다.

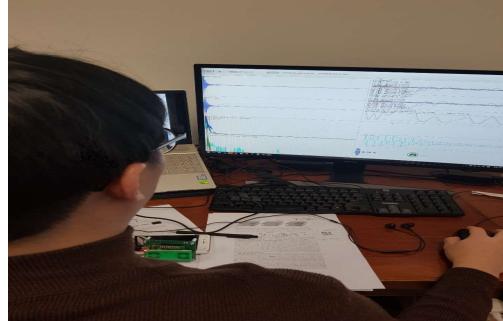


그림 1. 생체신호(호흡) 획득과정

신호 측정은 그림 1처럼 정상 호흡과 비정상 호흡인 무호흡 상태를 측정했다. 측정 방식은 정상 호흡은 1회에 60초씩 비정상 호흡은 정상 호흡에서 15초 동안 호흡을 참았다. 획득된 데이터는 1초 당 10개 샘플링을 통해 해당 600개의 흥과의 변화를 시계열(Time series) 데이터는 아래 그림 2에서 제시한다.

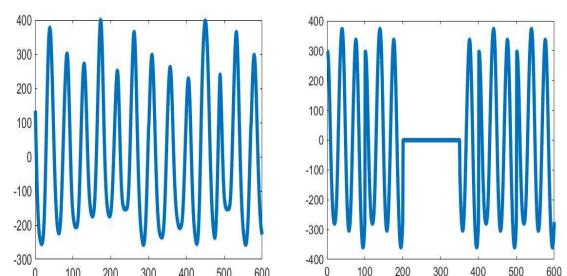


그림 2. 획득된 시계열 데이터 (좌) 정상 호흡 (우) 비정상 호흡(무호흡)

## 2. Logistic Regression

입력된 호흡의 정상 유무를 분류를 위해 일반적인 선형 회귀분석이 아닌 학습 기반 알고리즘인 로지스틱 회귀(Logistic Regression)를 제시한다. 일반적으로 사용되는 선형 회귀분석은 아래 식(1) 와 같다.

$$y_i = x_i^T \beta + \epsilon_i, \quad i = 1, \dots, n \quad (1)$$

$y_i$ 는 종속변수,  $x_i$ 는 독립변수,  $x_i^T$ 는  $x_i$ 의 전치(Transpose),  $\beta$ 는 회귀 계수 그리고  $\epsilon$ 는 오차항인 잡음을 나타낸다. 선형회귀는 최소제곱법을 활용해 데이터를 예측한다. 선형회귀의  $y_i \in [-\infty, \infty]$ 는 정상 호흡과 비정상 호흡처럼 분류에 목적으로는 적합하지 않다. 오즈(Odds)와 로짓변환(Logit Transform)을 이용해 정상 호흡과 비정상 호흡의 범위를 표현한다. 정상 호흡에 대한 확률과 비정상 호흡에 대한 확률 비율은 오즈 식을 활용한다.

$$Odds = \frac{P(y=1|x)}{1 - P(y=1|x)} \quad (2)$$

$P$ 는 성공확률,  $1 - P$ 는 실패확률을 나타낸다. 식(2)에서 구한 오즈 비는  $y_i \in [0, \infty]$ 으로 나타낸다. 정상 호흡의 표현 범위에 대한 로짓변환은 아래 식(3) 와 같다.

$$\begin{aligned} \log_e(Odds) &= \log_e\left(\frac{P}{1-P}\right) \\ &= e^{\log_e\left(\frac{P}{1-P}\right)} = e^{BX_i + \epsilon_i} \\ &= \frac{1-P}{P} = \frac{1}{e^{BX_i + \epsilon_i}} \\ &= \frac{1}{P} = \frac{1+e^{BX_i + \epsilon_i}}{e^{BX_i + \epsilon_i}} \\ &= P = \frac{e^{BX_i + \epsilon_i}}{1+e^{BX_i + \epsilon_i}} \end{aligned} \quad (3)$$

식 (3) 은 지수 지수 함수(Exponential function)을 밑으로 하는 자연로그를 취해 변수의 범위를  $y_i \in [0, 1]$ 으로 한다. 위의 과정을 통해 본 연구에서 제안하는 학습 기반 분류기인 로지스틱 회귀 ( $L$ )는 아래 식(4)에서 도출된다.

$$L = \frac{e^{BX_i + \epsilon_i}}{1+e^{BX_i + \epsilon_i}} \quad (4)$$

## 3 실험결과

본 연구에서 제시한 UWB-Radar를 이용한 학습기반의 호흡연구는 진행되고 있지 않아 학습횟수에 따른 성능지표를 아래 표 1에서 제시한다.

Epoch	100	500	1000	2000	4000
Accuracy	15%	20%	52%	52%	53%

표 1. 학습횟수에 따른 분류 정확도

총 사용된 호흡 데이터의 수는 1000회(개) 이다. 학습 횟수에 따른 정확도

증가를 확인했다. 1000회 학습까지 정확도 증가는 수치가 비교적 높다. 하지만, 1000회 학습부터 비교적 정확도가 낮게 증가하였다.

## III. 결론

본 논문에서는 호흡 데이터를 주파수 영역에서 특성을 파악하는 전통적인 방식의 전처리 과정이 불필요한 학습 기반 분류기를 제시한다. 해당 알고리즘은 기본적인 수학모델인 학습 기반의 정상호흡 분류를 방식인 로지스틱 회귀를 제시했다. 학습 횟수가 증가됨에 따라 정확도가 증가됨을 확인할 수 있다. 향후 추가적으로 획득한 데이터와 시계열 데이터에 강인한 RNN(Recurrent Neural Networks)과 LSTM(Long Short-Term Memory)과 같은 학습 기반의 알고리즘을 적용시켜 최소한의 학습횟수로 정확도 높히는 연구를 진행할 계획이다.

## ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 2019년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기술 진흥센터의 지원을 받아 수행된 연구됨 (2016-0-00564, 사용자의 의도와 맥락을 이해하는 지능형 인터랙션 기술 연구 개발)

## 참 고 문 헌

- [1] Lee, M. H., K. Chung, G. and Jeong , D. M. "Design of The Patient Monitoring System based on Wearable Device for Multi-biosignal Measurement", Journal of the Institute of Electronics and Information Engineers '54(7), pp. 103-109, Jul. 2017
- [2] Dong, J. H., Lee, C. H. and Song, Y. G. "Trend of User Experience Analysis of Smart Wearable Devices", The Journal of The Korean Institute of Communication Sciences '36(4), pp. 3-9, Apr. 2019
- [3] Eippert J. M "Apple Watch Saves the Day (and a Life)", 2019
- [4] De Hollanda A. H. A., Chedier, B. C., Cortez, A. C., Rojerdam, A. C. R. C. N., Dussoni, B. S. B., Farah, H. A. H., Muxfeldt, E. M. E. "INFLAMMATORY BIOMARKERS AND OBSTRUCTIVE SLEEP APNEA IN RESISTANT HYPERTENSION", 2019
- [5] Rahman, A., Yavari, E., Gao, X., Lubecke, V. and Boric-Lubecke, O. "Signal processing techniques for vital sign monitoring using mobile short range doppler radar," 2015 IEEE Topical Conference on Biomedical Wireless Technologies, Networks, and Sensing Systems (BioWireless), San Diego, CA, pp. 1-3, Jul. 2015
- [6] Kim, B.-H., Kim, H.-S. and Pyun, J.-Y. "Analysis of Human Respiration using IR-UWB Radar", Proceedings of Symposium of the Korean Institute of communications and Information Sciences, pp. 118-189, Nov. 2016
- [7] Hsieh, C., Chiu,Y., Shen, Y., Chu, T. and Huang, Y. "A UWB Radar Signal Processing Platform for Real-Time Human Respiratory Feature Extraction Based on Four-Segment Linear Waveform Model," in IEEE Transactions on Biomedical Circuits and Systems, vol. 10, no. 1, pp. 219-230, Feb. 2016.