

CNN을 이용한 지능형 비접촉 호흡 모니터링 시스템

김현진*, 김상희**

Intelligent Non-contact Respiratory Monitoring System using CNN

Hyun-Jin Kim*, Sang-Hee Kim**

이 연구는 금오공과대학교 학술연구비로 지원되었음(2021)

요약

비접촉 방식의 바이탈 신호의 모니터링은 편의성으로 인하여 디지털 헬스케어 분야에서 많은 관심을 가지게 되었다. 삶의 질 저하 뿐 아니라 많은 질병의 원인이 되는 수면 무호흡을 진단하기 위하여 비접촉 호흡 측정 시스템 구성에 관한 많은 연구가 진행되고 있다. 비접촉 호흡 측정센서의 문제점은 움직임에 따른 노이즈를 분별하기 어려운 문제점을 가지고 있다. 본 문제를 해결하기 위하여 CNN 기반의 딥러닝 모델로 지능형 호흡감사 시스템을 구현하였다. CNN의 학습 데이터는 비접촉식 UWB 레이더 거리 측정 기술로 가슴의 움직임 측정을 통해 호흡상태를 측정하였다. 비접촉 UWB 호흡센서 데이터를 사용하여 호흡, 무호흡, 노이즈(움직임)로 구분하여 라벨링하여 학습데이터를 구성하였다. 오프라인 학습이 완료된 후에는 온라인으로 호흡상태를 측정하여 움직임으로 발생하는 오류 문제를 딥러닝 학습을 통하여 해결하였다.

Abstract

Non-contact monitoring of vital signals has attracted much interest in the digital healthcare field due to its convenience. Much research is being conducted on the construction of a non-contact respiration measurement system to diagnose sleep apnea, which not only reduces quality of life but also causes many diseases. The problem with non-contact respiration sensors is that it is difficult to discern noise caused by movement. To solve this problem, an intelligent respiratory monitoring system was implemented using a CNN-based deep learning model. CNN's learning data measured breathing status by measuring chest movement using non-contact UWB radar distance measurement technology. Using non-contact UWB respiration sensor data, learning data was constructed by labeling it into respiration, apnea, and noise(movement). After offline learning was completed, breathing status was measured online, and the problems caused by movement were solved through deep learning.

Keywords

sleep apnea, UWB respiration sensor, deep learning, polysomnography, non-contact radar, convolutional neural network

* 국립금오공과대학교 메디컬IT융합공학과 석사과정
- ORCID: <https://orcid.org/0009-0004-8666-0946>

** 국립금오공과대학교 메디컬IT융합공학과 교수(교신저자)
- ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-3792-9430>

· Received: Feb. 15, 2024, Revised: Mar. 13, 2024, Accepted: Mar. 16, 2024

· Corresponding Author: Sang-Hee Kim

Dept. of Medical IT Convergence Eng.,

Kumoh National Institute of Technology, Korea

Tel.: +82-54-478-7430, Email: shkim@kumoh.ac.kr

1. 서 론

UWB 기반 비접촉 거리센서는 인간 신체의 큰 움직임(Macro)과 미세한(Micro) 움직임의 측정이 가능하며, 디지털 헬스케어 분야에 UWB 레이더를 이용한 비접촉 방식의 바이탈 신호(Vital signal)의 모니터링에 많은 연구가 진행되고 있다[1][2]. 비접촉의 편의성으로 인하여 수면 무호흡증 검사 등에 적용을 위하여 많은 관심을 가지고 연구되고 있으나 노이즈 및 움직임에 취약한 문제점을 가지고 있다. 간헐형 호흡 검사 방식 중 접촉식 센서를 사용하는 방식은 센서 부착의 정확성 및 활동의 제약 등의 문제를 가지고 있어 비접촉 방식의 연구개발에 관심이 집중되고 있다. 비접촉 방식은 비디오, 적외선 감지, 마이크, 바이오 레이더 방식이 있다. 비디오 기반 방식은 사생활 침해의 문제가 있다. 마이크 기반 음원 솔루션은 사생활의 문제는 없으나 모니터링 거리 및 환경 및 주변 소음에 취약하며, 적외선 감지 방법은 모니터링 거리 및 정확도 탐지에 문제점이 있다. 무선 기반 고주파 레이더 측정방식은 가정환경에서 원격 모니터링에 적합하나 움직임에 취약하다는 한계가 있다[3]-[5].

비접촉 UWB기반 호흡 측정센서의 문제점은 움직임에 따른 노이즈를 분별하기 어려운 문제점을 가지고 있다. 측정 노이즈를 줄이기 위하여 칼만필터(Kalman filter)를 적용하고, 측정 중에 몸의 움직임을 분별하기 위하여 auto-correlation 방법이 적용되었다. 본 논문은 움직임이 없는 경우에는 정확한 결과를 얻었으나 몸의 조그만 움직임에도 취약한 결과를 보였다[6]. M. Mercuri et al.은 비접촉 도플러 레이더에서 호흡/맥박 측정을 위하여 wavelet 분석을 이용하였다[7][8]. 위의 논문은 반사파의 다중 경로 노이즈 제거에 대한 논문으로 움직임에 의한 분석은 진행하지 않았다.

수면 무호흡증은 전 세계적으로 인구의 2~4%이며, 우리나라의 경우는 3.2~4.5%의 인구에서 발생하는 유병률이 매우 높은 질병이다. 수면 무호흡증은 삶의 질을 저하할 뿐만 아니라 고혈압, 뇌혈관질환, 심혈관 질환, 인지 장애 등 다양한 질환과의 연관성이 높다고 알려졌다[9]. 이 증상이 있는 환자에게는 적극적인 검사를 통한 진단과 치료가 필요하다. 수

면 무호흡이란 수면 중 호흡이 멈추는 증상으로 시간당 5회 이상 10초간 무호흡이 이어지는 현상이다. 숨이 멎으면 체내에 산소 공급이 끊기고 뇌는 비상 체제에 돌입하며 혈중 산소농도가 떨어지고 혈압이 높아진다. 수면 중 호흡이 제대로 이루어지지 못하면 뇌 조직 손상 및 인지기능 저하가 일어난다는 사실이 확인되어 수면 무호흡의 위험성에 대한 인식이 점점 커지고 있다[10]. 현대 사회가 고령화 비만화되며 증가하는 추세를 보이고 있다, 우리나라 40-69세 남성의 27%, 여성의 16%가 수면호흡장애를 지닌다. 원인은 노화로 인하여 근육긴장도가 떨어지면서 목젓, 편도, 혀 등을 뒤로 젖혀 기도가 좁아지며 무호흡을 야기한다. 수면 무호흡의 측정은 건강 관리에 중요한 항목으로 대두되고 있다[11].

현재, 수면무호흡증의 진단은 수면다원검사(PSG, Polysomnography)를 통해 확인한다. 수면다원검사는 수면장애의 진단을 위해서 수면 중 뇌파, 안전도, 근전도, 심전도, 호흡, 가슴/복부 움직임, 산소포화도, 다리 움직임 등 여러가지 생체신호를 측정하여 수면의 특성을 평가하고 수면 중 발생하는 장애를 진단하는 검사이다[12]. 그러나, 수면 다원 검사 방식은 다수의 접촉식 센서(20개 이상)를 부착하는 불편함과 병원에서만 측정이 가능하다는 공간적 제약을 지닌다. 따라서 가정에서도 간편하게 진단할 수 있는 간헐형 검사 수단에 대한 관심으로 많은 연구가 진행되고 있다[13]-[15].

본 연구는 UWB 기반 비접촉 거리센서를 이용해 호흡을 원격으로 측정하였으며, 인공지능을 이용하여 움직임에도 강인한 지능형 비접촉 수면무호흡 검사 시스템의 구성을 목표로 하였다. CNN을 이용한 딥러닝의 학습을 위하여 비접촉 UWB 호흡센서를 사용하여 측정된 데이터를 호흡, 무호흡, 노이즈(움직임)로 구분(Label)한다. 구분된 데이터를 학습 데이터로 사용하여 CNN기반 딥러닝 모델을 학습시킨다[16]. 학습된 모델로 사용자의 수면동안 측정된 호흡 데이터의 호흡, 무호흡과 노이즈를 딥러닝 모델에 판별하도록 구성하였다. 오프라인 학습이 완료된 후에는 온라인으로 호흡 상태를 측정하여 움직임으로 발생하는 오류 문제를 딥러닝 학습을 통하여 해결하였다.

II. UWB를 이용한 비접촉 호흡 측정

2.1 초광대역(UWB) 거리센서를 이용한 바이오센서

초광대역 거리센서 시스템의 구조는 그림 1과 같이 발진기에서 발생한 방사파 신호를 안테나를 통하여 송신하고 반사파를 수신하여 믹서를 통하여 방사파와 반사파의 주파수 변이를 분리한다. Power Amp는 전파의 세기를 증폭하며, Circulator는 신호 경로를 주기적으로 변경하여 송신부와 수신부의 상호 간섭을 방지하면서, 안테나로 송수신을 수행한다. LNA(Low Noise Amplifier)는 피사체로부터 반사된 신호는 증폭하고 Mixer는 수신파의 주파수가 방사한 전파의 주파수에 피사체의 움직임에 의한 주파수 편이가 합해진 것으로 수신 파에서 방사파의 주파수를 제거하여 주파수 편이만 분리 측정한다[8]. 증폭기를 이용하여 거리의 상관관계를 계산한다.

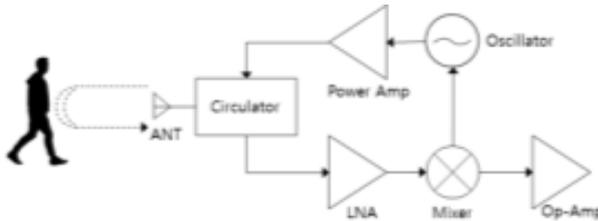


그림 1. 바이오 레이더 구조[2]
Fig. 1. Structure of Bio Radar[2]

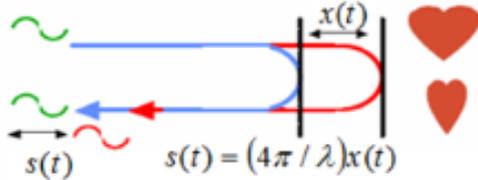


그림 2. 바이오 레이더 주파수 편이량의 측정[1]
Fig. 2. Measurement of Bio Radar frequency shift[1]

바이오 레이더의 호흡이나 움직임에 의해 반사된 신호는 위상이 변조된 신호로 피사체의 이동 속도에 따라서 주파수 편이량이 달라진다. 그림 2와 같이 전파의 송신 주파수를 f , 대상체의 이동속도를 v , 빛의 속도를 c , λ 는 파장이다. 반사파의 주파수 편이량 f_d 는 다음 식 (1)과 같다[2].

$$f_d(t) = \frac{2f}{c}v(t) = \frac{2v(t)}{\lambda} \quad (1)$$

$$\theta(t) = \frac{2f}{c}(2\pi x(t)) = \frac{4\pi x(t)}{\lambda} \quad (2)$$

식 (2)에서 위상 지연은 $\theta(t)$ 이며 $x(t)$ 는 측정거리이다. 수신된 전파를 분석하여 주파수 편이량을 확인하면 피사체의 움직임을 감지할 수 있다.

본 연구에서의 호흡 측정 센서는 그림 3과 같이 6.0~8.5GHz 광대역에서 동작하는 XeThru사의 X4M06 모델을 사용하였다[17]. 레이더 센서는 도플러 현상을 이용하는 것으로, 관측자의 거리의 변화에 따라 실제 파장과 측정 파장의 위상 차이를 이용하여 거리를 측정한다.



그림 3. 바이오 레이더 X4M06
Fig. 3. X4M06 of Bio Radar

2.2 호흡 신호의 측정

호흡 데이터는 그림 4과 같이 일정 거리(50cm)에서 비접촉으로 수면 중인 피험자에게 도달하는 UWB 전자기파를 방사하고 반사된 반사파를 이용해 호흡에 따른 가슴의 움직임을 측정하였다.

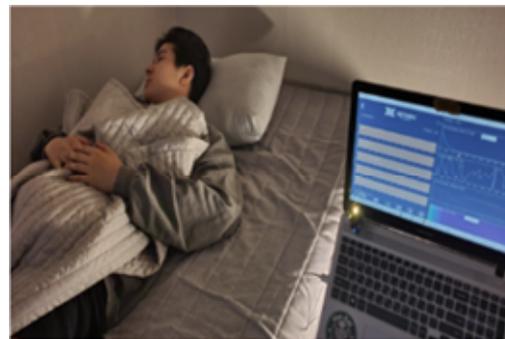


그림 4. UWB 호흡 데이터 수집
Fig. 4. Collection of respiratory data using UWB

그림 5는 측정된 호흡 데이터의 예로 그림 5와 같이 호흡(파랑색), 무호흡(빨강색), 노이즈(노랑색)가 보여지고 있다. 피험자는 표 1과 같이 4명 시험자에 대하여 실험을 진행하여 호흡 신호를 수집하였다. 그림 5는 각각 60초 간 측정된 호흡 데이터로 호흡, 무호흡, 노이즈 순으로 표시되고 있다.

표 1. 피 실험자 특성

Table 1. Characteristics of test subjects

	sex	age	height	weight
A	M	22	172	60
B	F	23	164	44
C	M	25	170	59
D	M	25	172	90

2.3 딥러닝 학습을 위한 데이터 구성

그림 6은 X4M06 모델에서 700초간 측정된 데이터로 추출한 데이터를 0.1 ~ 1 Hz 구간에서 Butterworth 필터를 사용한 뒤 최대·최소정규화를 적용한 전후의 데이터이다. 학습을 위한 데이터는 10초씩 신호를 분리하여 레이블링(Labeling)하였으며, 의학적으로 수면 무호흡을 판별하는 방식에 따라 10초간 호흡 데이터의 신호가 움직이지 않는 구간을 무호흡이라고 판별하였다.

노이즈는 전파의 반사에 의한 전파 노이즈와 피험자의 움직임에 따라 발생한다.

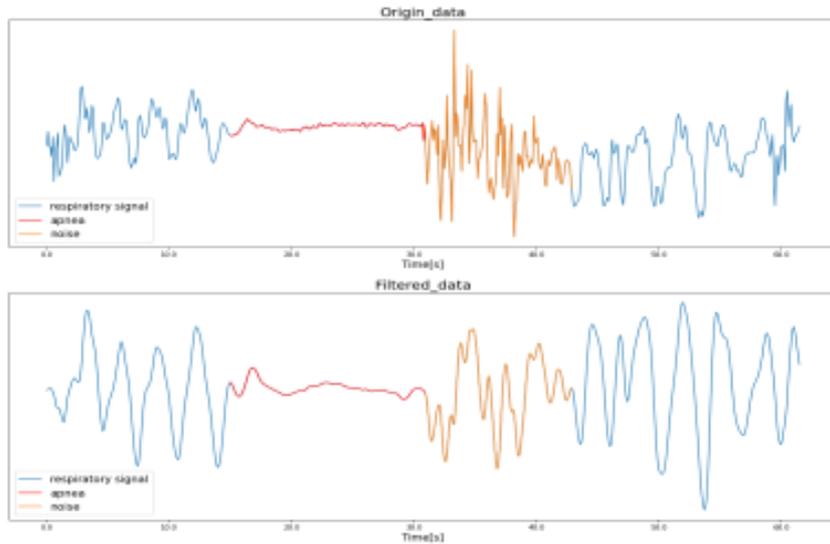


그림 5. 호흡 측정 데이터(60초)
Fig. 5. Measured respiration data (60s)

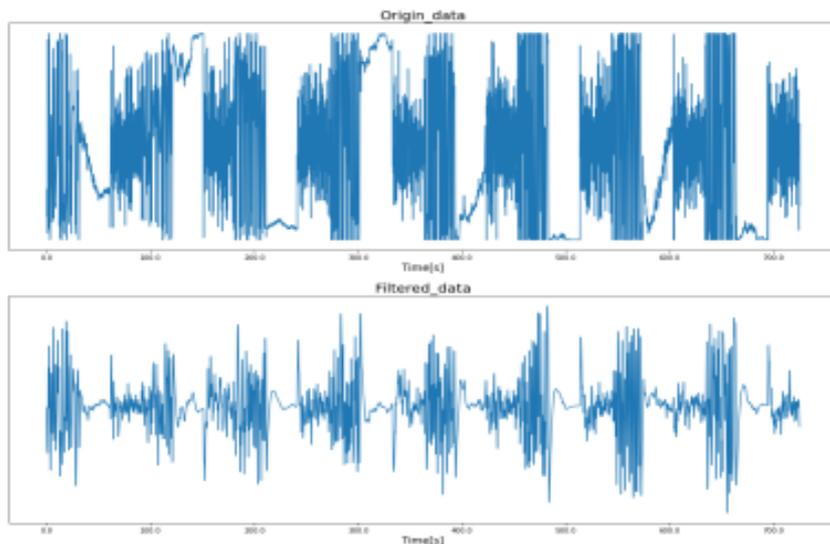


그림 6. 호흡 측정 데이터(700초)
Fig. 6. Measured respiration data (700s)

전파 노이즈는 필터를 사용하여 제거가 가능하나, 신체의 움직임에 따른 노이즈는 신체 부위(머리, 팔, 동체)의 움직임에 따라 발생하며 필터를 사용하여 분리하기가 어려운 특성을 가지고 있다.

레이블링된 데이터를 이용하여 정상 호흡, 무호흡, 노이즈를 판별하는 CNN 모델을 학습하여 호흡의 상태를 분류하는 시스템을 구성하였다.

III. CNN을 이용한 지능형 수면 무호흡 모니터링 시스템

3.1 CNN을 이용한 지능형 호흡 검사 시스템

그림 7은 본 논문에서 사용한 CNN 모델의 구성도이다. 공간적 특성유지를 위해 Dilation Convolution을 2번에 걸쳐 적용한 후 Gradient의 Local optimum 발생 가능성의 감소를 위해 Batch Normalizaion, Overfitting을 방지하기 위해 Maxpooling을 사용하였다. Classifier 단계에서는 Dense Layer를 사용하였다.

딥러닝 학습을 위한 데이터는 400개, 테스트 데이터는 76개를 분리하여 성과를 측정하였다.

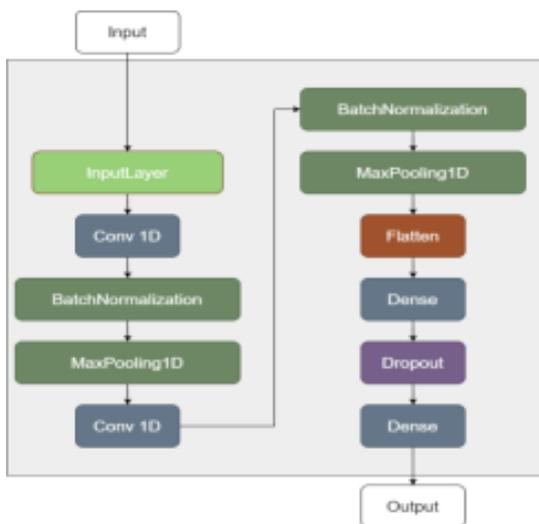


그림 7. 딥러닝 모델
Fig. 7. Deep learning model

3.2 학습 및 테스트 결과

딥러닝의 학습은 미리 수집된 400개의 데이터에 대하여 그림 8과 같이 진행하였으며, 딥러닝의 학습

률은 0.001, epoch는 1000회 학습했다. Optimizer는 Adam으로 설정, Momentum은 0.99로 설정하여 학습을 진행하였다.

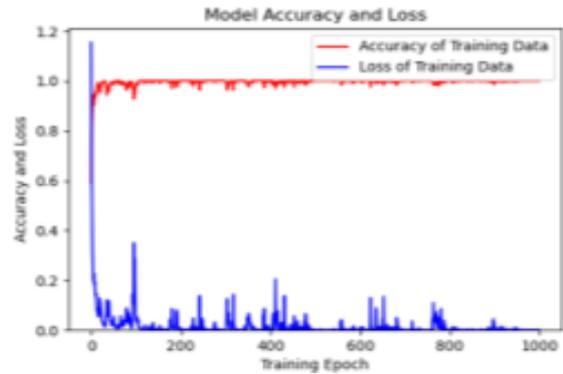


그림 8. CNN의 학습오차
Fig. 8. Learning error of CNN

학습이 완료된 시스템은 미리 저장한 76개의 테스트 데이터에 대하여 검증을 진행하였다. 그림 9, 표 2는 학습한 모델을 바탕으로 검증을 진행한 결과이다. F1-score는 순서대로 호흡, 무호흡, 노이즈 각 0.86, 0.97, 0.84의 수치가 도출되었고 정확도(Accuracy)는 각 90.4%, 93.3% 84%의 수치가 도출되었다.

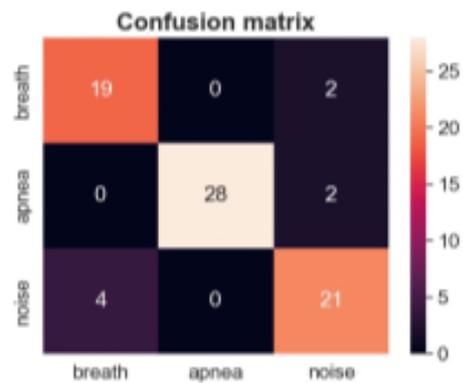


그림 9. 혼동 행렬
Fig. 9. Confusion matrix

표 2. 성능 모델

Table 2. Performace of model

	breath	apnea	noise
accuracy	90.4%	93.3%	84%
F1-score	0.86	0.97	0.84

학습 후 검증을 위한 실험 결과는 F. Khan and S. H. Cho[6] 논문의 결과와 비교하였다.

본 논문에서 제안된 실험은 호흡, 무호흡, 노이즈(움직임)로 분류하였고, Khan의 논문의 시험 결과는 호흡 상태만 측정하여 정확한 비교는 할 수 없으나, 호흡 측정의 결과 만 비교하면 본 논문에서 제안된 딥러닝 방식이 우수한 성능을 보인 것을 알 수 있다. Kahn의 논문의 경우 움직임이 없는 경우 13회 호흡에 13회의 정확한 결과가 나왔으나, 머리를 움직인 경우 13회 호흡에 19회, 몸을 움직인 경우 13회 호흡에 17회 호흡으로 측정하여 움직임이 있는 경우 42%의 오류를 보였다. 본 논문에서는 호흡은 90.4%의 분류 정확도를 보였으며, 전체적으로 89.2%의 분류 정확도를 보여 우수한 성능을 보였다.

IV. 결론 및 향후 과제

본 논문은 UWB 레이더 기반 비접촉 거리센서를 이용하여 가슴의 움직임 측정을 통해 호흡의 상태를 측정하였다. 비접촉 호흡 측정센서의 문제점은 피험자의 불규칙적인 움직임에 따른 노이즈를 분별하기 어려운 문제점을 가지고 있다. 본 문제를 해결하기 위하여 CNN 기반의 딥러닝 모델로 지능형 호흡감사 시스템을 구현하였다. CNN의 학습 데이터는 비접촉 UWB 호흡센서 데이터를 사용하여 호흡, 무호흡, 노이즈(움직임)로 구분하여 라벨링 함으로써 학습데이터를 구성하였다. 호흡 센서를 이용해 측정된 데이터를 사용하여 CNN 기반 딥러닝 모델을 학습시켜 수면 무호흡 측정 시스템을 구성하였다.

무호흡 판별은 비접촉 호흡 센서 데이터를 사용하며, 데이터를 시각화함으로써 사용자의 상태를 지속적으로 실시간 모니터링 할 수 있다. 딥러닝 모델을 사용하여 수면 중 움직임에 발생하는 노이즈 문제를 해결하였다. 90% 이상의 정확도로 판별이 가능하다. 본 연구는 UWB기반 비접촉 호흡 센서를 사용하여 가정에서 간편하게 수면 무호흡 측정이 가능하며, 원격 측정으로 수면 방해를 최소화하고 소형 제작이 가능하다는 장점을 갖고 있다.

향후 과제로는 다양한 움직임에 대응하여 실험 데이터를 증가하여 노이즈에 대한 정확도를 향상시킬 필요가 있다.

References

- [1] J. C. Lin, "Noninvasive Microwave Measurement of Respiration", Proc. of IEEE, Vol. 63, No. 10, pp. 1530, Oct. 1975. <http://dx.doi.org/10.1109/PROC.1975.9992>.
- [2] B. U. Kang and S. H. Kim, "Development of non-contact human body detection IOT sensor for smart silver healthcare", Journal of The Korea Institute of Convergence Signal Processing, Vol. 19, No. 1, pp. 28-34, Mar. 2018. <http://dx.doi.org/10.23087/jkicisp.2018.19.1.005>.
- [3] I. Ko and H. C. Park, "IR-UWB Radar-based apnea detection and respiratory rate measurement", Journal of Electromagnetic Engineering and Science, Vol. 28, No. 10, pp 802-809, Oct. 2017. <http://dx.doi.org/10.5515/KJKIEES.2017.28.10.802>.
- [4] I. Kakouche, et al., "Fast and cost_effective method for non_contact respiration ratetracking using impulse radar", Sensors and Actuator A: Physical, Vol. 329, pp. 112814, Oct. 2021. <http://dx.doi.org/10.1016/j.sna.2021.112814>.
- [5] Z. Zhuang, et al., "Accurate contactless sleep apnea detection framework with signal processing and machine learning methods", Methods, Vol. 205, pp. 167-178, Sep. 2022. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ymeth.2022.06.013>.
- [6] F. Khan and S. H. Cho, "A Detailed Algorithm for Vital Sign Monitoring of a Stationary/Non-Stationary Human through IR-UWB Radar", Sensors of MDPI, Vol. 17, No. 2, pp. 290, Feb. 2017. <http://dx.doi.org/10.3390/s17020290>.
- [7] M. Mercuri, et al., "A Direct Phase-Tracking Doppler Radar using Wavelet Independent Component Analysis for Non-Contact Respiratory and Heart Rate Monitoring", IEEE Transactions on Biomedical Circuits and Systems, Vol. 12, No. 3, pp. 632-643, Jun. 2018. <http://dx.doi.org/10.1109/TBCAS.2018.2813013>
- [8] M. Mercuri, et al., "Enabling Robust Radar-based

- Localization and Vital Signs Monitoring in Multipath Propagation Environments", IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Vol. 68, No. 11, pp. 3228-3230, Nov. 2021. <http://dx.doi.org/10.1109/TBME.2021.3066876>.
- [9] Y.-S. Chung, "Diagnosis of Obstructive Sleep Apnea", Hanyang Med Rev, Vol. 33, No. 4, pp. 227-232, Oct. 2013. <http://dx.doi.org/10.7599/hmr.2013.33.4.227>.
- [10] N. M. Punjabi, et al., "Sleep-Disordered Breathing and Mortality: A Prospective Cohort Study", Plos Medicine, Aug. 2009. <http://dx.doi.org/10.1371/journal.pmed.1000132>.
- [11] J. K. Kim, et al., "Prevalence of Sleep-disordered Breathing in Middle-aged Korean Men and Women", ATS Journals, Vol. 170, No. 10, pp. 1108-1113, Aug. 2004. <http://dx.doi.org/10.1164/rccm.200404-519OC>.
- [12] J. G. Kim and H. G. Kim, "Clinical diagnostic test methods for sleep apnea and the latest reimbursement standards for polysomnography", J Korea Med. Assoc 2020, Vol. 63, No. 7, pp. 410-419, Jul. 2020. <http://dx.doi.org/10.5124/jkma.2020.63.7.410>.
- [13] S. Kang, et al., "Non-contact diagnosis of obstructive sleep apnea using impulse-radio ultra-wideband radar", Scientific Reports, Vol. 10, pp. 5261, Mar. 2020. <http://dx.doi.org/10.1038/s41598-020-62061-4>.
- [14] H. T. Yen, et al., "A medical radar system for non-contact vital sign monitoring and clinical performance evaluation in hospitalized older patients", Biomedical Signal Processing and Control, Vol. 75, pp. 103597, May 2022. <http://dx.doi.org/10.1016/j.bspc.2022.103597>.
- [15] J.-H. Bae, et al., "Untact sleep apnea detection system", 2022 Autumn Conference Journal of Advanced Information Technology and Convergence, Jeju, Korea, pp. 376-378, Dec. 2022.
- [16] G. H. Jo, Y. W. Heo, H. W. Cho, and Y. J.

Song, "Implementation of OLED Display Defect Detection System using CNN", Journal of KIIT, Vol. 20, No. 6, pp. 1-8, Jun. 2022. <http://dx.doi.org/10.14801/jkiit.2022.20.6.1>.

- [17] Data Book, "X4M06 Radar Development Kit data sheet", xethru, Novleda, 2018. https://laonuri.techyneeti.com/wp-content/uploads/2019/02/X4M06_DATASHEET.pdf [accessed: Feb. 15, 2024]

저자소개

김 현 진 (Hyun-Jin Kim)



2023년 2월 : 국립금오공과대학교
메디컬IT융합공학과(학사)
2023년 3월 ~ 현재 :
국립금오공과대학교
메디컬IT융합공학과 석사과정
관심 분야 : 머신러닝, 딥러닝,
의료영상

김 상 희 (Sang-Hee Kim)



1983년 2월 : 홍익대학교
전기공학과(공학사)
1985년 8월 : 연세대학교
전기공학과(공학석사)
1992년 8월 : Texas A&M Univ.
Bioengineering(공학박사)
1993년 3월 ~ 현재 :
국립금오공과대학교 메디컬IT융합공학과 교수
관심분야 : 의공학, 딥러닝, 바이오센서