

## 흉부 X-ray 기반 딥 러닝 손실함수 성능 비교 · 분석

서진범<sup>1</sup> · 조영복<sup>2\*</sup>

### Comparison and analysis of chest X-ray-based deep learning loss function performance

Jin-Beom Seo<sup>1</sup> · Young-Bok Cho<sup>2\*</sup>

<sup>1</sup>Graduate Student, Department of information Security, Daejeon University, Daejeon, 34520 Korea

<sup>2\*</sup>Associate Professor, Department of information Security, Daejeon University, Daejeon, 34520 Korea

#### 요 약

4차 산업의 발전과 고성능의 컴퓨팅 환경 구축으로 다양한 산업분야에서 인공지능이 적용되고 있다. 의료분야에서는 X-Ray, MRI, PET 등의 의료 영상 및 임상 자료를 이용하여 암, COVID-19, 골 연령 측정 등의 딥 러닝 학습이 진행되었다. 또한 스마트 의료기기, IoT 디바이스와 딥 러닝 알고리즘을 적용하여 ICT 의료 융합 기술 등이 연구되고 있다. 이러한 기술 중 의료 영상 기반 딥 러닝 학습은 의료 영상의 바이오마커를 정확히 찾아내고, 최소한의 손실률과 높은 정확도가 필요하다. 따라서 본 논문은 흉부 X-Ray 이미지 기반 딥 러닝 학습 과정에서 손실률을 도출하는 손실 함수 중 영상분류 알고리즘에서 사용되는 Cross-Entropy 함수들의 성능을 비교·분석하고자 한다.

#### ABSTRACT

Artificial intelligence is being applied in various industrial fields to the development of the fourth industry and the construction of high-performance computing environments. In the medical field, deep learning learning such as cancer, COVID-19, and bone age measurement was performed using medical images such as X-Ray, MRI, and PET and clinical data. In addition, ICT medical fusion technology is being researched by applying smart medical devices, IoT devices and deep learning algorithms. Among these techniques, medical image-based deep learning learning requires accurate finding of medical image biomarkers, minimal loss rate and high accuracy. Therefore, in this paper, we would like to compare and analyze the performance of the Cross-Entropy function used in the image classification algorithm of the loss function that derives the loss rate in the chest X-Ray image-based deep learning learning process.

**키워드** : 딥 러닝, 바이오 마커, 손실함수, 인공지능, 의료 영상

**Keywords** : Deep learning, Biomarker, Loss function, Artificial intelligence, Medical image

Received 29 June 2021, Revised 3 July 2021, Accepted 17 July 2021

\* Corresponding Author Young-Bok Cho(E-mail:ybcho@dju.ac.kr, Tel:+82-42-280-2406)

Associate Professor, Department of Information Security, Daejeon University, Daejeon, 34520 Korea

Open Access <http://doi.org/10.6109/jkiice.2021.25.8.1046>

print ISSN: 2234-4772 online ISSN: 2288-4165

© This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License(<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0/>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.  
Copyright © The Korea Institute of Information and Communication Engineering.

## I. 서론

딥 러닝, 빅데이터 등과 같은 4차 산업의 발전과 고성능의 컴퓨팅 환경, 5G 기반 초고속 인터넷 구축으로 의료, 금융, 농업, 수송, 생활 등 다양한 분야에서 인공지능 기술이 적용되고 있다[1, 2]. 의료비용의 상승과 의료 불평등 해소, 인력 부족 등의 문제를 해결하고, COVID-19 감염 사태로 인한 원격진료, 비접촉 진료의 하나의 방법으로 의료데이터 기반 인공지능이 연구·발전되고 있다. 현재 의료분야에서는 X-Ray, CT(Computed Tomography), MRI(Magnetic Resonance Imaging), PET(Positron Emission Tomography), 초음파(Ultrasound Image), 등의 영상 진단 기기를 통해 얻은 의료 영상 및 임상 데이터를 이용하여 암 진단 보조, COVID-19, 골연령 측정, 폐 병변 인식, 뇌 질환 분석, 위와 대장 내시경 영상 분석 등의 인공지능 기반 의료기기들이 연구·개발되고 있으며, 2020년 논문[3]에 의하면 18년 기준 FDA 승인을 받은 의료 영상 관련 인공지능 의료기기는 11개이며, 국내·외적으로 의료 영상 데이터셋을 구축하고 있다.

영상 처리를 위한 딥 러닝 알고리즘으로 CNN(Convolution Neural Network), R-CNN(Regions with Convolution Neural Network), Fast R-CNN, YOLO, U-Net, Automap 등 다양한 알고리즘이 있으며, 각 알고리즘은 이미지 패턴 분석, 영역 추출, 이미지 재구성, 분류 등 다양한 목적으로 사용되고 있다. 의료 영상 기반 딥 러닝 학습 또한 위 알고리즘을 사용하여 학습을 진행한다. 알고리즘은 의료 영상에 나타난 각 병변의 영상학적 바이오마커(Biomarker)의 특징을 학습하여 분류하거나 예측 결과를 도출한다[4, 5]. 딥 러닝은 데이터 수집, 데이터 전처리, 모델 구성, 모델 학습, 모델 평가의 흐름으로 진행되며, 학습의 최종 목적은 최소한의 손실률과 높은 정확도를 가지는 파라미터를 찾아내는 것이다. 손실함수는 오차 역전파 과정에 필요한 값인 추정된 결과와 정답 간의 차이 값을 도출한다.

본 논문에서는 의료 영상을 이용한 딥 러닝 학습에서 모델을 조절하는 다양한 과정 중 최소한의 손실률을 도출하는 손실 함수를 중심으로 연구한다. 다양한 손실함수 중 분류 알고리즘에서 사용되는 Cross Entropy 함수를 사용할 것이며, Cross Entropy 함수 중 다중 클래스 분류에서 사용하는 Categorical Cross Entropy와 Sparse

Categorical Cross Entropy의 성능을 비교·분석한다.

## II. 관련 연구

관련 연구에서는 1절에서 의료 영상, 2절에서 바이오마커, 3절에서는 흉부 X-ray 데이터셋을 서술한다.

### 2.1. 의료 영상

의료 영상의 경우 방사선을 이용한 촬영 장치로 영상을 획득하기 때문에 회색조 이미지로 표현되고, 회색조 이미지의 경우 유색 이미지보다 색감과 질감의 특징이 잘 나타나지 않고, 물체의 영역을 구분하기 어렵다. 의료 영상 진단 기기는 센싱 기술에 따라 다양한 종류가 존재하며, 진단 시간이나 편의성 등을 위해 인공지능과의 융합, 소프트웨어 개선 등 다양하게 연구, 개발되고 있다[6]. 의료 영상은 영상을 촬영하는 장치의 특징에 따라 출력되는 결과가 상이하며, 결과에 따라 사용되는 진료 과목 또한 다르다. 뼈, 폐, 치아 등 골격계, 호흡계의 진단을 단시간에 검사, 파악할 수 있는 X-Ray와 골격계, 폐, 복부, 머리, 혈관계를 진단하는 데 강점이 있는 컴퓨터 단층 촬영(CT), 연부조직, 역동적인 실시간 검사, 미세병변 관찰 등에 강점이 있는 초음파, 방사선이 없으며, 연부조직, 뇌 질환, 심장 및 두경부 질환 등에 강점이 있는 자기공명영상(MRI), 사람의 대사 상태를 촬영할 수 있는 양전자 방출 단층 촬영(PET) 등이 있다[7].

### 2.2. 바이오마커

바이오마커는 문헌[8]에서 ‘정확하고 재현성 있게 측정할 수 있는 의료 징후의 광범위한 하위 범주(환자 외부에서 관찰된 의료 상태의 객관적 표시)’로 정의하고, 문헌[9]에서는 ‘정상적인 생물학적 과정, 병원성 과정 또는 치료적 개입에 대한 약리적 반응의 지표로 객관적으로 측정되고 평가되는 특성’으로 정의한다.

의료 영상에서는 이미징 바이오마커로 표현하며, 영상에서 정량적으로 측정 가능한 진단과 관련된 특징들이라 정의된다. 현재는 4차 산업의 발전으로 의료 빅데이터와 인공지능 기술을 적용하여 새로운 이미징 바이오마커 개발 방법을 만들고 있다. 이미지 바이오마커를 기반으로 뇌 MRI의 치매 바이오마커를 통해 치매 분류하는 기술 등이 연구되고 있다[10].

### 2.3. 흉부 X-ray 데이터셋

최근 COVID-19로 인해 CT, X-ray 와 같은 방사선 촬영장치를 이용하여 COVID-19 진단방법으로 사용되고 있다. X-ray의 경우 빠른 이미징 시간과 가용성, 낮은 가격으로 인해 진단 방법으로 많이 사용되고 있으며, X-ray 이미지에서 가중치 값을 강조하여 딥 러닝 학습에 다중 특징으로써 사용되고 있다.

논문[11]에서는 흉부 X-ray(Chest X-ray; CXR) 지역 위상기반 이미지 분석(Local Phase-Based Image Analysis) 기법[12]을 사용하여 세 가지 CXR(x,y) 이미지 위상 특징을 생성하여 최종적으로 다중 특징 CXR 이미지를 생성하고 딥 러닝 학습에 사용한다. 세 가지 CXR(x,y) 이미지 위상 특징 생성에서 첫 번째는 지역 가중치 평균 위상각(Local Weighted Mean Phase Angle; LwPA(x,y))를 사용하고, 두 번째는 LwPA(x,y)에서 가중된 지역 위상 에너지(LPE)를 사용한다. 세 번째는 강조된 곳의 지역 에너지 감쇠 이미지(Enhanced Local Energy Attenuation Image ;ELEA(x,y))이다. LPE(x,y), LwPA(x,y) 영상 기능은 Monogenic Signal theory을 사용하고, Monogenic Signal Image인 (CXRM(x,y))는 밴드 통과 필터가 적용된 CXR(x,y) 이미지와 결합하여 얻는다[12].

$$\begin{aligned} CXR_M(x,y) &= [CXR_{M1}, CXR_{M2}, CXR_{M3}] \\ &= [CXR(x,y), CXR \times v_1(x,y), \\ &CXR(x,y) \times v_2(x,y)] \end{aligned} \quad (1)$$

수식 (1)은 CXRM(x,y)을 얻기 위한 수식이며  $v_1, v_2$ 는 벡터 흡수값 필터(Riesz filter)이다[13]. 수식 (2)는 LwPA(x,y)을 얻기 위한 수식이며, 수식 (1)에서 얻은 CXRM값을 사용한다. 또한 CXR(x,y)이미지의 구조적 세부 사항들을 보존하기 위해 LwPA(x,y)이미지를 계산하는 동안 노이즈 보상을 사용하지 않는다[14].

$$LwPA(x,y) = \arctan\left(\frac{\sum_{sc} CXR_M(x,y)}{\sqrt{\sum_{sc} CXR_{M1}^2(x,y) + \sum_{sc} CXR_{M2}^2(x,y)}}}\right) \quad (2)$$

LPE(x,y)이미지는 다음 수식 (3)을 사용하여 다중 척도의 응답 벡터의 위상 합을 얻는다. 수식 (3)은 다음과 같다.

$$LPE(x,y) = \left\{ \frac{\sum_{sc} |CXR_M(x,y)| - \sqrt{CXR_{M1}^2(x,y) + CMR_{M2}^2(x,y)}}{\times LwPA(x,y)} \right\} \quad (3)$$

방정식에서 sc는 스케일 수를 의미하며, LPE(x,y) 이미지는 여러 필터 응답을 따라 이미지의 지역 에너지를 측정하여 기본 조직 특성을 추출한다. 이후 LPE(x,y)는 ELEA(x,y)를 추출하기 위해 사용된다.

$$ELEA(x,y) = [(\leq P(x,y) - \rho / [\max(CXR(x,y), \epsilon)]^\delta) + \rho] \quad (4)$$

수식 (4)는 ELEA에 대한 수식이다. 여기서  $\delta$ 는 조직 감쇠 계수와 관련되며  $\epsilon$ 는 0으로 나누는 것을 방지하는데 사용되는 작은 상수이다[15]. 수식 (1)~(4)을 이용하여 LwPA, LPE, ELEA 이미지를 생성하고, 세 개의 이미지를 채널값으로 하여 최종적으로 강조된 다중 특징 흉부 X-Ray 이미지 (Enhanced CXR; ENH)를 얻는다. CXR 이미지와 획득한 ENH 이미지는 다음 그림 1과 같이 나타난다.

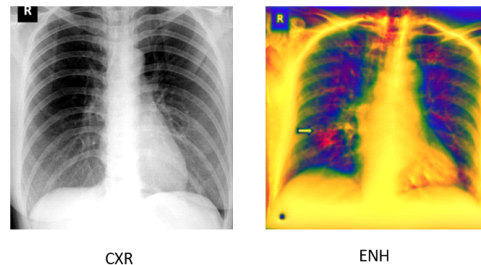


Fig. 1 CXR, ENH Data

### III. 의료 영상을 위한 딥 러닝 손실함수 성능 비교 · 분석

3장에서는 의료 영상을 위한 딥 러닝 손실함수 성능 테스트하고 비교 · 분석한다. 1절에서는 테스트환경, 2절에서는 테스트에서 사용한 데이터셋, 3절에서는 모델, 4절에서는 모델 평가에 관해 서술한다.

#### 3.1. 데이터셋

데이터셋으로 흉부 X-ray 이미지 데이터를 사용하며, 흉부 X-ray 데이터의 경우 일반적인 X-ray 이미지(CXR)

와 지역 위상기반 이미지 처리 방법으로 도출된 X-Ray 이미지(ENH)를 사용한다. 두 데이터 각각 18,685장의 이미지를 사용한다.



Fig. 2 Dataset Ratio

그림 2과 같이 데이터셋의 비율은 학습 데이터셋과 테스트 데이터셋을 7:3으로 분리한 후 학습 데이터셋을 검증 데이터셋과 7:3으로 분리하여 사용한다.

### 3.2. 학습 모델 구성

VGG 16을 기반으로 데이터의 형태에 맞게 Layer 추가, 활성화 함수 변경 등을 통해 그림 3과 같이 모델을 구성하였다.

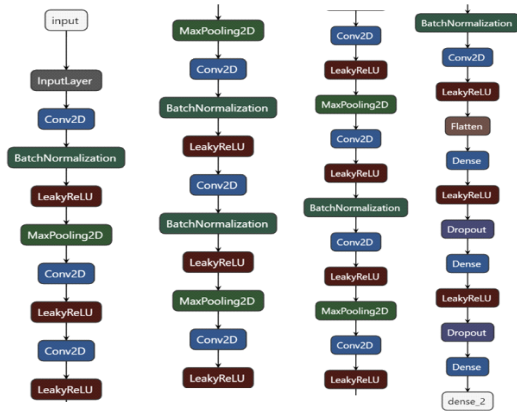


Fig. 3 Model Structure

CXR과 ENH 데이터셋의 구조는 동일하며, 입력 크기와 손실함수를 다르게 구성하였다. 입력 크기는 CXR이  $299 \times 299 \times 1$ , ENH가  $299 \times 299 \times 3$ 로 구성되어 있으며, 손실함수의 경우 Categorical Cross Entropy와 Sparse Categorical Cross Entropy를 사용하여 모델을 구성하였다.

### 3.3. 테스트 결과

테스트는 3.2절에서 서술한 바와 같이 데이터셋 각각 손실함수로서 Categorical Cross Entropy와 Sparse Categorical Cross Entropy를 적용하여 진행하였다. 테

스트는 3번을 진행하였으며, CXR과 Categorical Cross Entropy를 사용했을 경우 표 1과 그림 4와 같은 결과가 도출되었다.

Table. 1 CXR Loss rate of Test and Validation in Categorical Cross Entropy

Number of Times	Val_Loss(%)	Test_Loss(%)
1	45.59	45.23
2	46.21	46.33
3	45.51	44.45
<b>Avg</b>	<b>45.77</b>	<b>45.33</b>

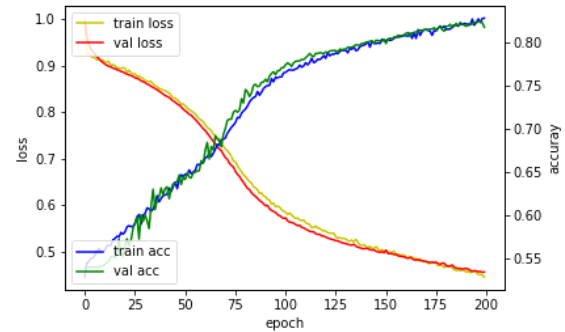


Fig. 4 CXR Test Results in Categorical Cross Entropy

표 1은 검증 데이터에 대한 손실률과 테스트 데이터에 대한 손실률을 나타낸 것이다. 검증 데이터의 평균 손실률은 45.77%, 테스트 데이터의 평균 손실률은 45.33%가 도출되었다. 그림 4는 학습의 베스트 결과를 나타낸 그림이며, 학습 정확도 82.88%, 학습 손실률 45.08%, 검증 정확도 45.51%, 검증 손실률 81.76%, 테스트 정확도 82.35%, 테스트 손실률 45.23%가 도출되었다. 다음은 CXR 이미지와 Sparse Categorical Cross Entropy의 결과이다.

Table. 2 CXR Loss rate of Test and Validation in Sparse Categorical Cross Entropy

Number of Times	Val_Loss(%)	Test_Loss(%)
1	46.18	46.23
2	44.32	44.48
3	43.51	43.61
<b>Avg</b>	<b>44.7</b>	<b>44.67</b>

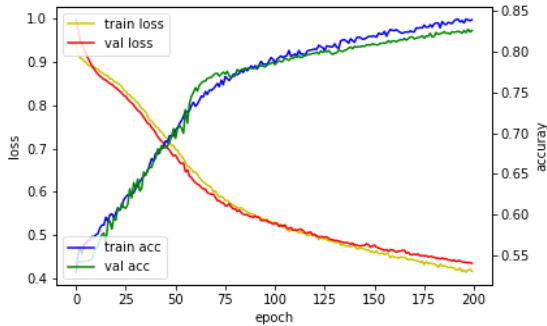


Fig. 5 CXR Test Results in Sparse Categorical Cross Entropy

표 2는 Sparse Categorical Cross Entropy를 사용하여 3회의 테스트를 진행 후 검증과 테스트 데이터에 관한 결과를 도출한 것이다. 검증 손실률의 평균은 44.7%, 테스트 데이터의 손실률 평균은 44.67%가 도출되었다. 그림 5는 최적 결과를 도출한 것으로 테스트 정확도 82.51% 손실률 43.61%가 도출되었다.

표 3과 그림6은 ENH 이미지 데이터와 Categorical Cross Entropy를 사용한 결과이다. 검증 데이터의 평균 손실률은 26.69%, 테스트 데이터의 평균 손실률은 34.36%가 도출되었다.

Table. 3 ENH Loss Rate of Test and Validation in Categorical Cross Entropy

Number of Times	Val_Loss(%)	Test_Loss(%)
1	25.64	33.82
2	28.27	35.12
3	26.18	34.16
<b>Avg</b>	<b>26.69</b>	<b>34.36</b>

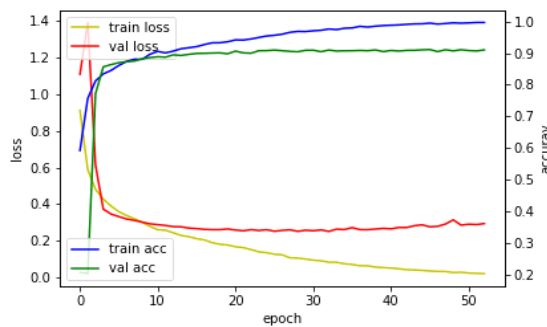


Fig. 6 ENH Test Results in Categorical Cross Entropy

그림 6은 베스트 결과를 나타낸 그림이며, 테스트 데이터의 결과는 손실률 32.82%, 정확도 89.93%가 도출되었다. 표 4는 ENH 이미지 데이터와 Sparse Categorical Cross Entropy를 사용한 결과이며, 3회 테스트 후 손실률을 나타낸 표이다. 검증 데이터의 손실률 평균은 26.57%, 테스트 데이터의 손실률 평균은 30.67%가 도출되었다.

Table. 4 ENH Loss Rate of Test and Validation in Sparse Categorical Cross Entropy

Number of Times	Val_Loss(%)	Test_Loss(%)
1	25.66	29.42
2	26.94	30.85
3	27.12	31.76
<b>Avg</b>	<b>26.57</b>	<b>30.67</b>

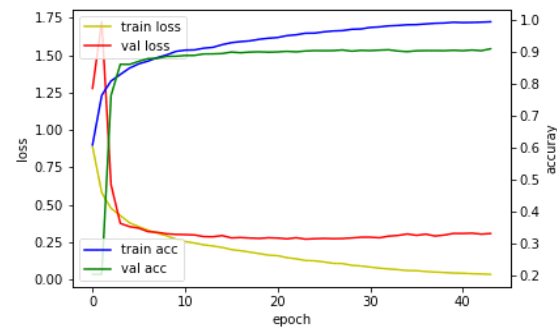


Fig. 7 ENH Test Results in Sparse Categorical Cross Entropy

그림 7은 베스트 결과를 나타낸 그림이며, 테스트 데이터의 결과는 손실률 29.42%, 정확도 90.51%가 도출되었다.

#### IV. 결론

현재 의료분야에서는 X-Ray, CT(Computed Tom ography), MRI(Magnetic Resonance Imaging), PET(Pos itron Emission Tomography), 초음파(Ultrasound Im age), 등의 영상 진단 기기를 통해 얻은 의료 영상 및 임상 데이터를 이용하여 학습을 진행하고, 진단과 예측 분야 등에서 활용되고 있다.

데이터는 흉부 X-ray 이미지로 폐렴, COVID-19, 정상인 3개의 라벨을 가진 데이터셋이며, 일반적으로 불

수 있는 1개 채널의 X-ray 이미지(CXR)와 이미지 강조 연산을 통해 얻은 3개 채널의 X-Ray 이미지(ENH)를 이용하여 학습을 진행하였다. 모델은 VGA16을 기반으로 하여, 데이터에 맞게 파라미터와 레이어, 활성화 함수 등을 추가하였으며, 손실함수를 변경하여 테스트를 진행하였다. CXR 데이터의 경우 테스트셋에서 Categorical Cross Entropy를 사용할 때 평균 손실률이 45.33%, Sparse Categorical Cross Entropy를 사용할 때 평균 손실률이 44.67%가 도출되었고 ENH 데이터의 경우 테스트셋에서 Categorical Cross Entropy를 사용할 때 평균 손실률이 34.36%, Sparse Categorical Cross Entropy를 사용할 때 평균 손실률이 30.67%가 도출되었다.

CXR 데이터보다 ENH에서 좋은 성능을 보이는 이유는 데이터의 복잡성이 높고, 모호한 부분이 적기 때문이며, 평균적으로 Sparse Categorical Cross Entropy가 Categorical Cross Entropy보다 복잡한 데이터에서 낮은 손실률과, 좋은 성능을 보이고 있다.

향후 위 모델의 손실함수 비교 평가 결과를 통해 폐렴과 COVID-19의 분류 및 설진 이미지를 통한 병변 분류를 진행할 예정이다.

#### ACKNOWLEDGEMENT

This work was supported by the National Research Foundation of Korea(NRF) grant funded by the Korea government(MSIT) (No. 2018R1C1B5083789).

#### REFERENCES

- [ 1 ] G. Chandrika, "Study on Software Reliability and Reliability Testing," *Asia-pacific Journal of Convergent Research Interchange*, vol. 1, no. 1, pp. 7-20, Mar. 2015.
- [ 2 ] H. M. Sim and P. Ishvi, "Analysis of an Axial T2 Weighted Brain MRI," *Asia-pacific Journal of Convergent Research Interchange*, vol. 3, no. 1, pp. 45-55, Mar. 2017.
- [ 3 ] S. H. Lee and J. Y. Kim, "Artificial Intelligence Technology Trends Based on Medical Big Data," *The Journal of The Korean Institute of Communication Sciences*, vol. 37, no. 8, pp. 85-91, Aug. 2020.
- [ 4 ] S. T. Kang, W. Lee, B. G. Park, and K. S. Han, "Diagnosis of Parkinson's Disease Using Two Types of Biomarkers and Characterization of Fiber Pathways," *KIPS Transactions on Software and Data Engineering*, vol. 3, no. 10, pp. 421-428, Oct. 2014.
- [ 5 ] J. Y. Yun, K. T. Kim, and J. Y. Choi, "Using 3D Deep Convolutional Neural Network with MRI Biomarker patch Images for Alzheimer's Disease Diagnosis," *Journal of Korea Multimedia Society*, vol. 23, no. 8, pp. 940-952, Aug. 2020.
- [ 6 ] H. I. Kim and H. N. Yoon, "Classification of Medical Images Based on Mixed Attributes Relation," *Journal of Digital Contents Society*, vol. 21, no. 11, pp. 2033-2039, Nov. 2020.
- [ 7 ] Y. B. Cho, "Keras based CNN Model for Disease Extraction in Ultrasound Image," *Journal of Digital Contents Society*, vol. 19, no. 10, Oct. 2018.
- [ 8 ] J. K. Aronson "Biomarkers and surrogate endpoints," *British Journal of Clinical Pharmacology*, vol. 59, no. 5, pp. 491-494, May. 2005.
- [ 9 ] S. Kyle and J. A. Tavel. "What are Biomarkers?," *Current Opinion in HIV and AIDS*, vol. 5, no. 6, pp. 463-466, Nov. 2011.
- [ 10 ] J. H. Son, K. T. Kim, and J. Y. Choi, "Alzheimer's Disease Classification with Automated MRI Biomarker Detection Using Faster R-CNN for Alzheimer's Disease Diagnosis," *Journal of Korea Multimedia Society*, vol. 22, no. 10, pp. 1168-1177, Oct. 2019.
- [ 11 ] X. Qi, L. G. Brown, D. J. Foran, J. Noshier, and I. Hacihaliloglu "Chest X-ray image phase features for improved diagnosis of COVID-19 using convolutional neural network," *International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery*, vol. 16, pp. 197-206, 2021.
- [ 12 ] I. Hacihaliloglu, "Localization of bone surfaces from ultrasound data using local phase information and signal transmission maps," *International workshop and challenge on computational methods and clinical applications in musculoskeletal imaging*, pp. 1-11, Jan. 2017.
- [ 13 ] M. Felsberg and G. Sommer, "The monogenic signal," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 49, no. 12, pp. 3136-3144, Dec. 2001.
- [ 14 ] A. Belaid and D. Boukerroui, "a Scale spaces filters for phase based edge detection in ultrasound images," *IEEE 11th International Symposium on Biomedical Imaging*, pp. 1247-1250, 2014.
- [ 15 ] G. Meng, Y. Wang, J. Duan, S. Xiang, and C. PAN, "Efficient Image Dehazing with Boundary Constraint and Contextual Regularization," *2013 IEEE International Conference on Computer Vision*, Sydney, pp. 1247-1250, 2013.



**서진범(Jin-Beom Seo)**

2021년 : 대전대학교 정보보안학과 학사 수료  
2021년~현재 : 대전대학교 정보보안학과 석사과정  
※ 관심분야 : 정보보안, 의료데이터 보안, 딥러닝, 의료영상 처리



**조영복(Young-Bok Cho)**

2005년: 충북대학교 전자계산학과 공학석사  
2012년: 충북대학교 전자계산학과 공학박사  
2012년~2018년: 충북대학교 소프트웨어학과 초빙교수  
현재 : 대전대학교 정보보안학과 조교수  
※ 관심분야 : 의료영상처리, 정보보안, 의료정보보호, 모바일보안