

## 홍채 이미지를 이용한 뇌질환 바이오 마커 분류 딥러닝 알고리즘

서진범<sup>1</sup> · 조영복<sup>2\*</sup>

<sup>1</sup>대전대학교 정보보안학과 석사과정

<sup>2\*</sup>대전대학교 정보보안학과 교수

## Deep Learning Algorithm for Prediction of Brain Diseases Using Iris Image

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

<sup>1</sup>bachelor's course, Department of information Security, Daejeon University, Daejeon, 34520 Korea

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

### [요 약]

4차 산업혁명과 더불어 ICT 기술이 급격히 발전함에 따라 한의학 분야에서도 비만 및 동반 질환 관련 데이터를 분석하여 요현상의 예방관리, 동반 질환 개선 등의 맞춤 진료, 검진을 위한 다양한 ICT 기술이 도입 및 연구되고 있다. 한의학 관점에서 홍채는 인간 신체의 특이점을 표현하는 기관으로 홍채는 뇌와 직접 연결되어 있어 신체에 나타나는 바이오 마커들이 홍채에 반영되어 나타나게 된다. 본 연구에서는 뇌 질환 중 치매 유발 원인을 홍채 이미지 기반 지도학습을 통해 홍채에서 나타난 뇌 질환 관련 바이오 마커를 분류하고자 한다. 제안한 알고리즘을 이용한 실험 결과 학습 시간은 약 26분이 소요되었으며, 학습 정확도는 99% 손실률은 1%, 테스트 데이터에 대해 정확도는 91%, 손실률은 17.4%이다.

### [Abstract]

With the rapid development of ICT technology along with the 4th industrial revolution, in the field of Traditional Korean medicine, we also analyze data on obesity and complications for preventive management of yoyo phenomenon, custom medical treatment such as improvement of complications, and medical examination. Various ICT technologies have been introduced and studied. From the viewpoint of Traditional Korean medicine, iris is an institution that expresses the singularity of the human body. Iris is directly connected to the brain, and the biomarkers displayed on the body are reflected in the iris. In this study, we try to classify the brain disease-related biomarkers indicated by the iris by learning the iris image-based map of the causes of dementia induction in brain diseases. As a result of the experiment using the proposed algorithm, the learning time is about 26 minutes, the learning accuracy is 99%, the loss rate is 1%, the accuracy of the test data is 91%, and the loss rate is 17.4%.

**색인어** : 이미지 전처리, 딥러닝 알고리즘, 치매, 홍채, 뇌 질환

**Key word** : Brain Disease, Deep learning, Dementia, Iris, Preprocessing

<http://dx.doi.org/10.9728/dcs.2021.22.6.1009>



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.

**Received** 17 May 2021; **Revised** 04 June 2021

**Accepted** 21 June 2021

**\*Corresponding Author; Young-Bok Cho**

**Tel:** 042-280-2406

**E-mail:** ybcho@ju.ac.kr

## I. 서론

4차 산업혁명과 ICT 기술의 발전에 따라 인공지능(AI), 빅데이터(Big Data), 사물인터넷(IoT) 등 다양한 기술들이 경제, 사회 전반에 융합되어 많은 변화가 발생하고 있다. 이러한 기술 중 인공지능의 경우 빅데이터와 연계되어 사회, 경제, 문화, 과학기술, 보건의료 등의 분야에서 다양하게 적용되고 있다. 특히 보건의료에서는 X-Ray, CT, MRI의 영상 장치를 통해 얻은 데이터, 유전 데이터를 이용하여 개인 유전자 검사, 질병 진단 및 관리를 효율적으로 개선하고 있으며, 최소 10년 이상의 기간과 막대한 비용을 발생하는 신약 개발의 경우 머신러닝(Machine Learning)을 통한 학습과 실험 대상 선택 등으로 단축하며, 부작용을 예측하게 되었다[1]-[3].

한의학 또한 4차 산업혁명과 ICT 기술 발전으로 이전부터 축적되어 있는 한의학 데이터를 이용하여 체계적으로 수집, 분석하기 위한 인공지능 플랫폼을 구축, 개발하기 시작했으며, 이를 이용하여 난치성, 노인성, 환경성 질환을 극복하기 위해 많은 연구들이 진행되고 있다[4]. 한의학의 대표적인 진단 방법으로는 설진, 맥진, 홍채진단 등이 있고, 본 연구의 기반이 된 홍채진단의 경우 홍채 분석학을 이용하며, 홍채 분석학에서 홍채는 색소와 구조상의 변화를 통해 인간의 몸속에 있는 조직들과 장기들의 비정상적 상태를 나타낸다. 이러한 상태는 홍채 전반부 조직구조들에 대해서 세포 구조물들이 조직적으로 반응하며, 각각의 장기 조직들은 좌측, 우측 그리고 양쪽 홍채 상에 자신들만의 위치를 가지고 있다. 또한 홍채 조직의 상태를 통하여 장기의 유전적 강·약을 분석하고 해당 장기의 상태를 판단하는 것을 말하는 것이다. 예를 들어 당뇨의 경우 홍채에는 당뇨라는 질병이 나타나는 것이 아니라 당뇨의 원인이 되는 장기의 상태를 보여준다. 즉 췌장의 기능의 문제로 발생하는 당뇨와 신장 기능의 저하로 발생하는 당뇨가 있을 때 각각에 해당하는 원인이 되는 장기의 상태를 분석하여 올바른 치료를 위한 바른길을 제시해 준다. 사람의 몸은 척추를 중심으로 좌우로 신경이 분리되어 있고, 각 장기가 그 역할에 따라 배치되어 있다[5].

이러한 특징이 홍채에 반영되어 좌측 눈은 척추를 중심으로 신체의 좌측에 있는 장기와 지체들이, 우측 눈에는 우측에 위치한 장기와 지체들이 홍채에 반영되어 나타난다. 이러한 특징이 나타나는 것을 맵으로 쉽게 이해하고 기억하기 위해 홍채 분석학자들은 우리가 일반적으로 사용하고 알고 있는 시계의 시간대를 도입하여 홍채의 영역을 구분한다. 본 논문에서 다루는 뇌 질환의 경우 홍채 맵상 11~1시 영역에 나타난다[6].

현재 딥러닝(Deep Learning) 또는 심층학습(Deep Structured Learning)은 여러 비선형 변환 기법의 조합을 통해 높은 수준의 추상화를 시도하는 기계학습의 알고리즘 집합이며, 현재 CNN(Convolutional Neural Network), RNN(Recurrent Neural Network), LSTM(Long Short-Term Memory models), GAN(Generative Adversarial Networks), GPT-3 등과 같은 딥러닝 기법들이 연구개발 되고 있으며, 음성 인식, 자연어 처리, 음성/신호처리 등의 분야에 적용되고 있다[7]. 본 논문에서는 홍채 맵을

기준으로 뇌의 상태, 특징이 나타나는 영역을 전처리 과정을 통해 추출, 분리한 후 영상, 이미지 분류에서 좋은 성능을 보여주는 CNN 알고리즘을 이용하여 뇌 질환 분류 알고리즘을 제안한다.

본 논문의 구성은 2장에서 관련 연구로 뇌 질환, 홍채 진단, 딥러닝 알고리즘에 관해 설명, 3장에서는 본 논문에서 제안한 뇌 질환 분류 알고리즘, 4장에서는 알고리즘의 실험·결과에 관해 기술, 마지막으로 5장에서는 논문의 결론에 관해 기술한다.

## II. 관련 연구

### 2-1 뇌 질환

뇌 질환은 뇌에서 발생하는 모든 질환을 말하는 것으로 뇌에서 발생하는 양성 종양은 포함하지만 암(악성 종양), 혈관 질환, 내 분비 질환 및 신경 질환은 제외하고 칭하는 말이다. 대표적으로 뇌출혈, 뇌경색, 뇌동맥류, 뇌종양이 있다. 뇌출혈은 두개골 내에 출혈이 있어 생기는 모든 변화를 뜻하며 뇌경색은 다양한 원인으로 인해 뇌혈관을 이루는 관이 막히며 뇌에 공급하는 혈액량이 감소하여 뇌 조직이 제대로 그 기능을 하지 못하는 것을 말한다. 뇌동맥류는 뇌혈관의 내측을 이루고 있는 내 탄력층과 중막이 손상되고 결손 되어 혈관 벽이 부풀러 올라 새로운 혈관 내 공간을 형성하는 것을 말한다. 뇌종양은 뇌 자체에 발생하는 모든 비정상적인 세포 덩어리를 일컫는 말로 일반적으로 두개골 내에 발생하는 모든 종양을 포함하여 사용하는 말이다[8,9]. 뇌혈관 질환의 경우 두통, 구토, 의식 소실, 마비 증상과 어지럼증, 시력장애, 언어 장애 등의 다양한 신경학적 증상도 나타날 수 있다. 또한, 점차 진행되는 경우도 있지만, 가장 많은 경우는 이전에 증상이 전혀 없거나, 증상이 없더라도 뚜렷하지 않아 환자나 가족들이 무시하고 지내던 상태에서 갑작스럽게 발생하는 경우가 많다.

한의학에서는 중풍을 ‘풍 맞았다’라고 표현하기도 하고, ‘뇌졸중’이라고도 한다. 중풍이란 뇌에 혈액을 공급하고 있는 혈관이 막히거나 터져서 뇌의 일부가 손상되는 병을 말한다. 뇌출혈, 뇌경색, 일과성 뇌 허혈, 지주막하출혈, 뇌수막염, 경막하혈종 등 종류가 다양하며, 신경섬유종이나 파킨슨, 치매 등으로 인한 증상들도 중풍이라고 한다. 중풍은 체질적 소인과 유전적 소인을 가진 사람이 일상생활 중 얻게 되는 스트레스의 작용으로 발생하는 것으로 볼 수 있다[10,11].

### 2-2 홍채 진단학

홍채 진단학이란 홍채에 나타나는 장기의 특이사항 및 요소들을 분석하여 진단하는 것이다. 홍채는 신경을 통하여 대뇌와 신체 각 부위와 연결되어 있으므로 신체 내의 각 조직, 장기에서 일어나는 화학적, 물리적 변화에 따른 정보가 바이브레이션(Vibration)으로 전달되어 섬유조직의 형태를 변화시키게 된다. 이러한 변화에 대한 분석으로 장기 기관의 건강 상태나 노폐물,

외부에서 흡입한 독소의 축적 정도와 축적 부위, 신체의 체질 구별이 가능하다. 이를 이용하여 개인적 건강의 수준이나 치료에 대한 반응, 인체 골격, 질병의 회복 및 진행에 관한 상태를 판독하고 진단하는 방법이다. 대표적인 증상들은 열공(lacuna), 음와, 바퀴살, 흡수링, 착색 과다, 스트레싱, 노인환, 콜레스테롤링, 혈액순환 장애, 중성지방(간 대사 이상) 등이 있다.

유전적 병소의 경우 타원형의 구멍 내부에 거미줄 모양의 나뭇잎과 같은 모양이 있다. 병소 내부 색이 어둡게 나타나며 해당 장기의 상태는 만성 혹은 말기로 악화된다. 스트레싱 링은 발고랑과 같은 형태의 링이 원형의 모양으로 하나 혹은 둘 또는 여러 개의 링이 홍채 가장자리에 나타나며, 흰색으로부터 매우 검은색을 띠는 다양성을 가진다. 흰색링은 신경통과 신경과민의 증세를, 색이 어두울수록 신경계의 손상을 의미한다[12].

**2-3 딥러닝 알고리즘**

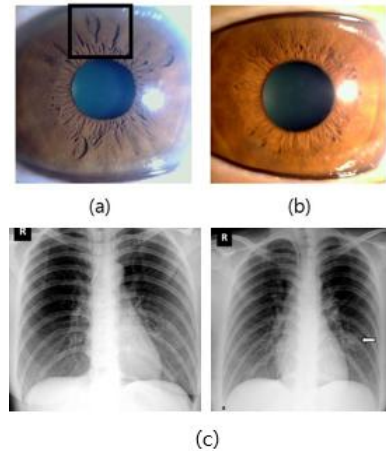
인공 신경망은 여러 계층의 뉴런으로 구성되어 복잡한 두뇌 활동을 하는 생체 신경망을 흉내 내는 알고리즘이다[13]. 즉, 여러 계층의 인공 뉴런으로 이루어진 인공신경망의 학습을 딥러닝이라고 한다. 이러한 딥러닝의 알고리즘으로는 입력계층, 은닉계층, 출력계층으로 구성된 얇은 신경망인 ANN(Artificial Neural Network), 은닉 계층을 여러 개 쌓아서 만든 DNN(Deep Neural Network), 여러 개의 작은 합성곱 필터를 이용하여 이미지 상의 특징점들을 찾아 얻은 합성곱 결과를 다음 계층인 완전 연결 계층으로 보내며, 완전 연결 계층을 통해 영상 데이터를 분류하는 CNN, 재귀를 이용해 자기 계층의 출력 정보를 입력 신호로 다시 사용하는 RNN, 비지도 학습 기반으로 레이블 정보가 없는 데이터의 특성을 분석, 추출하는 AE(Auto-encoder), 생성망과 판별 망의 상호 경쟁을 통한 최적화를 수행하는 GAN, 저차원과 고차원 정보를 모두 사용하여 이미지의 경계를 비롯한 특징을 추출하는 U-Net(U-shaped Network) 등이 있다[14].

**III. 홍채 이미지를 이용한 뇌질환 바이오 마커 분류 딥러닝 알고리즘**

본 연구에서는 홍채 이미지 기반 뇌질환 바이오 마커 분류를 위한 딥러닝 알고리즘으로 데이터 셋, 데이터 전처리방법, 학습 모델을 제안한다.

**3-1 데이터 셋**

본 연구에서는 의료이미지를 기반으로 바이오 마커 추출에 적합한 딥러닝 모델을 설계하고 연구하기 위해 흉부 X-ray 이미지와 홍채이미지 데이터 셋을 활용하였다. 홍채이미지 데이터 셋의 크기가 작아 모델 평가의 정확도를 위해 캐글[15]에 공개된 데이터 셋을 이용하였다.



**그림 1.** (a) 뇌영역 라쿠나, (b) 건강한 홍채 (c) 흉부 X-ray  
**Fig. 1.** (a) Brain Area Lacuna, (b) Healthy Iris, (c) Chest X-ray

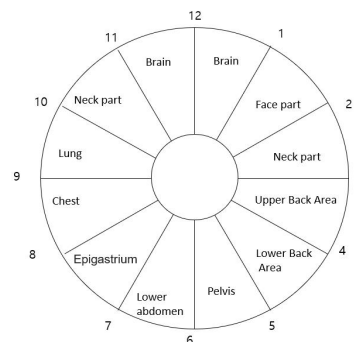
흉부 X-ray 이미지는 코로나, 폐렴, 정상인 라벨을 가진 데이터이며, 데이터 크기는 299×299, 데이터 총 개수는 19,691개이다.

홍채 데이터의 학습 데이터는 뇌 영역 결합조직이 체질적으로 약한 상태의 홍채 이미지와 건강한 홍채 이미지를 사용해 클래스를 나누고, 클래스 1은 뇌 결합조직이 약한 조직으로 홍채 이미지 데이터, 클래스 2는 건강한 홍채 이미지 데이터로 구분한다.

그림 1에서 (a)는 뇌영역 12시 방향에 라쿠나(Lacuna)가 있는 이미지 데이터이며, (b)는 건강한 홍채 이미지 데이터를 나타낸 것이다. 데이터 셋은 총 2개의 클래스이고, 384개의 이미지로 구성하였다. 데이터 셋의 크기가 작아 9:1의 비율로 학습 데이터와 검증 데이터 셋을 나누어 진행하였다. (c)는 흉부 X-ray 이미지로 총 3개의 클래스이며, 학습과 검증 데이터 셋의 비율은 7:3으로 나누어 진행하였다.

**3-2 데이터 전처리**

데이터 전처리는 홍채 분석학과 논문[16]에서 제시된 홍채 맵을 기준으로 전처리를 진행한다. 의료 데이터이므로 원본 데이터에서 최대한 데이터의 손실, 변형이 없도록 진행하였다.



**그림 2.** 시간대 별 홍채 맵  
**Fig. 2.** Iris Map By Time Zone

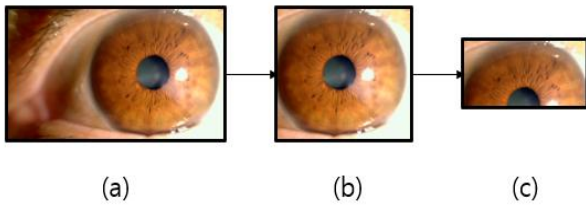


그림 3. 홍채 이미지 데이터 전처리  
Fig. 3. Preprocessing Iris Image Data

그림 2은 홍채맵에서 시간대의 따라 나눈 것이며, 11시부터 1시 방향은 뇌 영역을 1시부터 2시 방향은 얼굴부위의 조직 그리고 2시부터 3시 방향은 목(편도, 성대, 갑상선, 식도), 3시부터 4시 방향은 상부 쪽 등 부위, 4시에서 5시 방향은 하부 쪽 등 부위, 5시에서 6시 방향은 골반, 6시부터 7시 방향은 하복부, 7시에서 8시 방향은 상 복부, 8시에서 9시 방향은 흉부, 9시에서 10시 방향은 폐, 10시부터 11시 방향은 목 부위(목, 귀, 어깨)를 나타낸다. 그림 2를 기반으로 데이터 전처리를 진행한다.

그림 3는 홍채 이미지 데이터 전처리 과정이며 (a)번 이미지의 경우 1280×1080크기의 이미지이다. (b)번 과정에서 (a)번의 이미지에서 동공의 중심을 기준으로 정사각형 형태로 잘라내었으며, 동공의 형태가 무너지지 않고 홍채가 포함되는 크기인 512×512으로 이미지의 크기를 변경 하였다. (c)번 과정에서는 11~1시 방향의 홍채 명소를 보기 위해 OpenCV를 이용하여 512×256의 크기로 변경 하였고, 클래스 1과 클래스 2의 데이터 모두 동일하게 해당 데이터 전처리 과정을 진행하였다. 최종적으로 이미지 데이터 셋은 512×256의 크기이며, 총 데이터 수는 384개이다. 학습, 검증, 테스트 셋의 분리 비율은 7:2:1으로 분리하여 실험하였다.

3-3 학습모델

본 연구에서 사용한 학습 모델의 구조는 그림 4와 같다. 그림 4는 홍채 뇌 영역에 나타난 바이오 마커를 분류하기 위해 grayscale을 적용한 1채널 데이터를 사용한다. 첫 번째로 input Data를 Grayscale 과정을 거친 홍채 이미지 데이터가 들어온다. 모델은 6개의 컨볼루션 층과 1개의 완전연결 계층으로 구성하고, 컨볼루션 레이어에서 각 레이어별 필터 수는 64, 128, 128, 256, 512, 64개이며, 커널 사이즈는 7×7, 3×3, 3×3, 1×1, 1×1, 1×1 순으로 한다. 스트리드(Strides)는 모든 레이어에 공통적으로 1x1, Padding은 ‘Same’를 적용, 활성화 함수는 Leaky Relu(x=0.3)을 사용하고, Pooling은 Max Pooling을 사용하였다. 레이어 사이에 배치 정규화(Batch Normalization)을 적용하여 기울기 손실, 지역 최적화 문제의 가능성을 줄이며, 학습을 가속화하기 위해 사용하였고, 손실함수는 Sparse Categorical Crossentropy, 옵티마이저는 Adam(Learning Rate = 5e - 7)을 사용하였다.

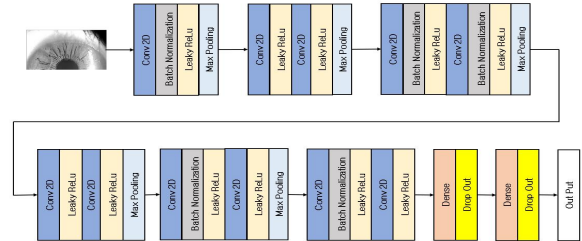


그림 4. 학습모델의 구조  
Fig. 4. Structure Of Learning Model

IV. 실험 및 결과

본 연구의 실험을 위해 표 1과 같은 환경에서 실험을 수행하였고, 홍채 이미지를 이용한 뇌질환 바이오 마커 분류 딥러닝 알고리즘을 평가를 위해 활성화 함수로 Relu를 사용하여 하였다.

학습 환경에서 그림 5의 (a)는 활성화 함수로 Relu, (b)는 Leaky Relu로 사용했을 경우 Feature Map을 추출한 결과이며, 동일하게 Conv2D 1번 레이어 이후 진행된 첫 번째 활성화 함수에서 추출하였다.

Relu함수가 0보다 작을 때 0을 반환하는 함수이므로 (a)의 Feature Map에서 추출되지 않은 부분이 많다. Leaky Relu의 경우 0보다 클 경우 Relu와 같은 값을 반환하지만 0보다 작을 때 입력된 Alpha값에 따라 0값이 아닌 음의 영역이 반환되며 (b)와 같은 피치가 추출되었다. 따라서 본 학습 모델에서 활성화 함수로 Leaky Relu를 사용하였다.

그림 6은 학습 결과 정확도와 손실률을 그림으로 나타낸 것이며, 그림 7은 검증 데이터 셋에 대한 정확도와 손실률을 나타낸 것이다. 학습 횟수가 높아질수록 정확도는 1로 손실률은 0으로 수렴하고 있는 것을 볼 수 있다. 학습 정확도는 99%으로 1에 가까이 수렴하고 있으며, 학습 손실률의 경우 1.9%가 도출되었다. 검증 데이터에 대한 결과의 경우 정확도는 76%, 손실률은 68%가 도출되었다. 그림 7에서 나타난 손실률의 경우 200번의 학습 횟수 이후 다시 증가하는 것을 볼 수 있으며, 이는 많은 데이터를 학습용으로 사용하기 위해 검증 데이터에는 소량의 데이터를 사용하게 되었고 이로 인해 그림 7과 같은 결과가 도출되었다. 따라서 모델의 학습 능력을 검증하기 위해 본 연구에서 사용한 모델을 사용하여 홍부 X-ray이미지 데이터를 기반으로 학습을 진행하였고, 학습 결과는 그림 8과 같다. 학습 정확도는 99%, 손실률은 1%이고, 검증 데이터에 대해서는 정확도가 89%, 손실률은 28%가 도출되었으며, 학습 능력을 검증할 수 있다.

표 1. PC 사양  
Table 1. PC Specifications

PC Device	Device Name
CPU	i7-8700k
GPU	RTX 3060 12G
RAM	32GB
OS	Window 10

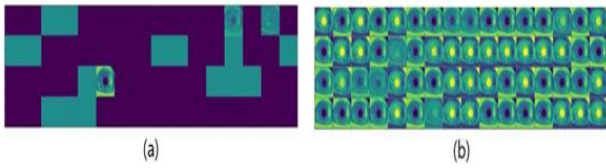


그림 5. Feature Map  
Fig. 5. Feature Map

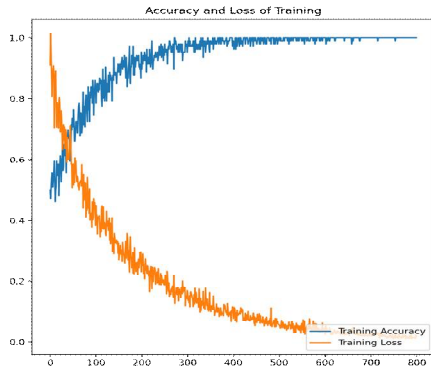


그림 6. 학습 정확도, 손실률  
Fig. 6. Training Accuracy and Loss

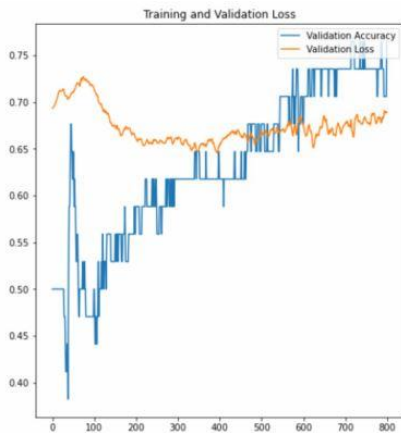


그림 7. 검증 정확도, 손실률  
Fig. 7. Validation Accuracy and Loss

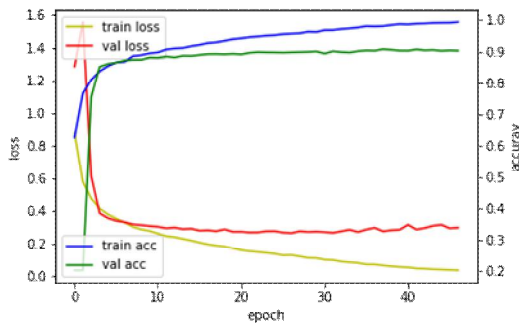


그림 8. 흉부 x-ray 이미지를 통한 모델 검증 결과  
Fig. 8. Model validation results with chest x-ray images

표 2. 학습 평가 지표

Table 2. Learning Evaluation Indicator

Indicators	Value
Accuracy	0.916
Precision	0.998
Recall	0.833
F1 score	0.909

그림 6은 학습 결과 정확도와 손실률을 그림으로 나타낸 것이며, 그림 7은 검증 데이터 셋에 대한 정확도와 손실률을 나타낸 것이다. 학습 횟수가 높아질수록 정확도는 1로 손실률은 0으로 수렴하고 있는 것을 볼 수 있다. 학습 정확도는 99%으로 1에 가까이 수렴하고 있으며, 학습 손실율의 경우 1.9%가 도출되었다. 검증 데이터에 대한 결과의 경우 정확도는 76%, 손실율은 68%가 도출되었다. 그림 7에서 나타난 손실률의 경우 200번의 학습 횟수 이후 다시 증가하는 것을 볼 수 있으며, 이는 많은 데이터를 학습용으로 사용하기 위해 검증 데이터에는 소량의 데이터를 사용하게 되었고 이로 인해 위와 같은 결과가 도출되었다. 따라서 모델의 학습 능력을 검증하기 위해 본 연구에서 사용한 모델을 사용하여 흉부 X-ray 이미지 데이터를 기반으로 학습을 진행하였고, 학습 결과는 그림 8과 같다. 학습 정확도는 99%, 손실률은 1%이고, 검증 데이터에 대해서는 정확도가 89%, 손실률은 28%가 도출되었으며, 학습 능력을 검증할 수 있다.

테스트 셋을 이용한 결과의 경우 정확도는 91.67%, 손실율의 경우 17.4%가 도출되었다. 또한 모델의 학습을 통해 나타난 결과를 이용하여, 학습 평가 지표로서 사용되는 정확도(Accuracy), 정밀도(Precision), 재현율(Recall), F1 Score를 실험하였다. 학습 평가 지표에서 표현되는 요소들은 테스트 셋을 사용하여 실험한 결과이며, 좋은 결과를 나타내는 것을 선택하였다.

표 2는 학습 평가 지표이며, 정확도는 분류의 정확도를 나타낸다. 정밀도는 예측을 긍정으로 한 대상 중에 예측과 실제값이 긍정으로 일치한 비율이고, 재현율은 실제 값이 긍정인 대상 중 예측값과 실제값이 긍정으로 일치한 비율이다. F1 Score는 정밀도와 재현율을 이용하여 표현한 지표이며 조화평균으로써 모델의 정확도를 나타낸다.

## V. 결론

보건의료 분야에서는 AI 기술과 융합하여 X-Ray, CT, MRI 등을 사용한 영상진단, 유전데이터를 이용한 유전자 진단, 신약 개발 등의 많은 부분에서 연구가 진행되고 있다. 또한 한의학에서도 ICT기술과 이전부터 축적되어 있는 한의학 데이터를 이용하여 체계적으로 수집, 분석하기 위한 인공지능 플랫폼을 구축, 개발하기 시작했으며, 이를 이용하여 난치성, 노인성, 환경성 질환을 극복하기 위해 많은 연구들이 진행되고 있다. 한의학의 다양한 진단 방법 중 하나인 흉채 진단학은 지속적으로 데이터가 수집되고 있다. 본 연구를 진행하며, 중점적으로 본 질환은 치매이다. 치매를 유발할 수 있는 원인은 고혈압, 당뇨, 고령, 뇌질환, 외부 요인 등 다양하게 있으며, 본 연구에서는 흉채 진

단학을 기반으로 치매를 유발하는 원인중 하나인 뇌 질환에 대한 분류 알고리즘을 연구하였다.

분류 알고리즘은 딥 러닝 분류 기법 중 하나인 CNN을 사용하였고, 필터 수, 커널 사이즈, 배치 정규화, 활성화 함수, 손실 함수 등의 파라미터 값을 조정하며, 실험을 진행하였다. 그 결과 학습 정확도는 99% 손실률은 1%, 테스트 데이터에 대해 정확도는 91%, 손실률은 17.4%가 도출되었다. 학습 시간은 약 26분이 소요되었다. 분류 평가 지표를 이용하여 평가 한 결과 정확도는 91%, 정밀도는 99%, 재현율은 83%, F1 Score는 90%가 도출되었다. 위 결과를 통해 다소 손실률은 높지만 높은 정확도를 가진 모델을 만들어 분류를 진행 할 수 있으며, 정밀도, 재현율, F1 Score를 통해 모델의 신뢰성을 확보했다.

향후 연구로는 치매 유발에 영향을 주는 원인인 고혈압, 당뇨, 고령, 외부요인 등에 대한 홍채 바이오 마커를 분석하여 홍채상에 나타난 바이오 마커를 통한 진단 보조 알고리즘을 개발하고자 한다. 향후 연구가 지속되어 치매 유발 원인에 대한 바이오 마커가 정리된다면 조기에 발생 가능성을 추측하여 치매를 방지할 수 있을 것이라 기대된다.

## 감사의 글

이 논문은 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임.(No. 2018R1C1B5083789)

## 참고문헌

- [1] G. T. Song, S. J. Song, "Recent Research Trends in Smart Medical Devices and ICT Convergence Medical Industry", *The Journal of The Korean Institute of Communication Sciences*, Vol. 35, No.6, pp. 50-55, May, 2018
- [2] K. C. Nam, H. C. Kim, B. S. Kwon, "ICT Converged Medical Devices", *The Journal of The Korean Institute of Communication Sciences*, Vol. 31, No. 12, pp. 44-50, Nov, 2014
- [3] S. H. Lee, J. Y. Kim, "AI Technology Trends Based on Medical Big Data", *The Journal of The Korean Institute of Communication Sciences*, Vol. 37, No. 9, pp. 85-91, Auj, 2020
- [4] E. J. Kim, Y. B. Park, K. H. Choi, Y. W. Lim, J. M. Ok, E. Y. Noh, T. M. Song, J. H. Kang, H. S. Lee, S. Y. Kim, "Application of Machine Learning to Predict Weight Loss in Overweight, and Obese Patients on Korean Medicine Weight Management Program", *The Journal of Korean Medicine*, Vol. 41, No. 2, pp. 58-79, Jun, 2020
- [5] Y. B. Cho, S. H. Woo, S. H. Lee, An Iris "Detection Algorithm for Disease Prediction based Iridology", *Journal of the Korea Institute of Information and Communication Engineering*, Vol. 21, No. 1, pp. 107-114, Jan, 2017
- [6] J. B. Seo, S. H. Woo, Y. B. Cho, "Image Processing-Based Diagnosis Algorithm for Dementia using iris", *Women's ICT*

- Conference of the Korean Association of Information and Communication*, Busan, pp. 38-41, 2019, Oct
- [7] S. J. Kim, three-minute deep learning, korea, *Hanbit Media*, 2018
- [8] Diagnosis and Treatment of Cerebrovascular Disease [Internet]. Available: <https://www.cmcism.or.kr/popup/brain01.html>
- [9] D. Y. Lee, B. K. Sohn, "New Diagnostic Criteria for Alzheimer's Disease : NIA-AA Diagnostic Guidelines", *Journal of Korean Geriatric Psychiatry*, Vol. 16, No. 1, pp. 7-12, 2012
- [10] Y. B. Chan, "20 methods of prediction of stroke", *Other Publications of the Korea Institute of Oriental Medicine*, pp. 20-23, Mar, 2006
- [11] Effectiveness of acupuncture and herbal medicine in treating premenstrual syndrome. [Internet]. Available: [https://www.kmcric.com/knowledge/inlife/view\\_inlife/34134?cat=12&page=2](https://www.kmcric.com/knowledge/inlife/view_inlife/34134?cat=12&page=2)
- [12] Y. W. Lim, S. I. Park, Y. J. Park, Y. B. Park, "Research Trends in Domestic and Foreign iris Studies", *The Journal of the Society of Korean Medicine Diagnostics*, Vol. 17, No. 1, pp. 1-16, Apr, 2013
- [13] N. K. Vooduma, Fundamentals of Deep Learning, *Hanbit Media*, 2018
- [14] Y. S. Sugomori, a standard deep learning, *Wikibooks*, 2017
- [15] Extensive and Local Phase Enhanced COVID-19 X-Ray [Internet]. Available: <https://www.kaggle.com/endiqq/larges-t-covid19-dataset>
- [16] J. P. Kim, Y. B. Cho, "Image Processing of Lesion in Iris Image Using OpenCV", *Journal of Korea Digital Contents Society*, Vol. 19, No. 11, pp.2035-2040, Nov, 2018

### 서진범(Jin-Beom Seo)



2021년 : 대전대학교 학사 (공학사-정보보안)  
2021년 : 대전대학교 대학원 (석사-정보보안)

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

### 조영복(Young-Bok Cho)



2005년: 충북대학교 전자계산학과 공학석사  
2012년: 충북대학교 전자계산학과 공학박사

2019년: 충북대학교 의학과 의학박사

2012년~2018년: 충북대학교 소프트웨어학과 초빙교수  
현재 : 대전대학교 정보보안학과 조교수

※관심분야 : 의료영상처리, 정보보안, 의료정보보호, 모바일보안