

뇌 디지털 감산 혈관조영술 이미지를 이용한 뇌동맥류 탐지 모델 개발 (Development of the Cerebral Aneurysm Detectron using Brain DSA(Digital Subtraction Angiography) Image

CUA이 6기 CV T3

이규원(기계공학부), 오용희(소프트웨어학부), 정서현(응용통계학과), 최시우(AI학과)

[요약] 뇌 DSA 이미지 데이터를 통해 뇌동맥류 여부와 위치를 정확하게 판단하는 딥러닝 모델을 개발하여 진단의 정확도와 효율성을 증가시키고자 하였다. 우리는 CNN 아키텍처를 기반으로 하는 모델을 이용하여 뇌동맥류를 탐지하는 실험을 수행하고 결과를 확인했다. 이 연구를 통해 의료 분야에서의 인공지능의 역할을 확인할 수 있으며, 모델 성능 개선을 바탕으로 진단과 치료에 인공지능의 가능성을 확인했다.

1. 서론

현대 의료 분야에서의 진단과 치료 기술은 끊임없이 발전하고 있으며, 정보기술과 인공지능의 발전으로 새로운 혁신이 가능해지고 있다. 국내 의료 인공지능 기업인 '루닛'은 AI 영상분석 솔루션을 활용하면 폐 결절 검진 시 검출률이 많이 증가한다는 결과를 발표했다[1]. 서울대병원 건강증진센터에서 환자 10,476명을 대상으로 실험을 한 결과 AI를 활용한 그룹의 폐 결절 검출률이 AI를 배제한 그룹의 검출률에 비해 2배 이상 유의미하게 높았다. 또한, 영국 'DeepMind'에서 개발한 유방암 진단 솔루션을 활용하면 유방암 검진을 더욱 효과적으로 할 수 있다고 발표했다[2]. 이 솔루션은 영국의 비교적 양호한 기존 시스템의 오 탐지율을 1.2%, 오 탐지를 2.7%가량 줄였다. 이처럼 인공지능 기술은 진단, 치료, 예방 등 다양한 측면에서 혁신적인 변화를 가져오고 있으며, 최근 몇 년간의 연구와 기술 발전은 의료 인공지능이 의료진과 함께 환자의 건강 관리를 개선하고 질병 감지의 정확성을 향상하는 데 어떻게 중요한 역할을 하는지 보여주고 있다.

이러한 분위기에 디지털 감산 혈관조영술(DSA) 이미지를 이용해 뇌동맥류를 탐지하는 모델을 개발했다. DSA 이미지는 높은 해상도와 혈관 구조의 명확한 시각화를 제공하여 정확한 진단에 도움을 주고 있으나, 해석에 많은 경험과 시간이 필요하며 이를 인간의 주관에 의존하게 된다.

의료 인공지능 기술의 최신 발전을 활용하여 뇌 디지털 감산 혈관조영술 이미지를 분석하고, 뇌동맥류와 같은 복잡한 혈관 이상을 자동으로 감지하는 모델을 제안한다. 이를 위해 다양한 딥러닝 알고리즘과 컴퓨터 비전 기술을 조합하여 정확도 높은 자동 탐지 시스템을 설계하고 평가한다.

2. 본론

2.1 선행 연구

1) CNN(Convolutional Neural Network)

Deep Learning의 핵심 아키텍처인 합성곱 신경망(Convolutional Neural Network, CNN)은 주로 이미지 인식 및 분류 과제에 매우 효과적으로 적용된다[3]. 이미지의 지역적 패턴 및 구조를 학습하는 데 특화되어 있어, 이미지 내의 다양한 특징을 추출하여 강력한 분류 모델을 구축할 수 있다.

특히 의료 영상 분석 분야에서도 CNN은 많은 관심을 받고 있다. 의료 영상 데이터는 종종 해석이 어려운 복잡한 형태와 다양한 패턴을 가지고 있는데, CNN은 이러한 복잡성을 처리하면서도 정확한 분석을 수행할 수 있는 능력을 갖추고 있다. 이를 통해 의료 영상에서 병변의 위치 식별, 종양의 특성 분류, 기관의 영역 분할 등과 같은 중요한 작업을 수행할 수 있다.

최근에는 'EfficientNet'[4]과 같은 다양한 CNN 구조가 등장하여, 더 높은 효율성과 정확성을 제공하면서도 더 큰 데이터셋이나 다양한 해상도의 이미지를 처리할 수 있는 능력을 보여주고 있다.

2) 뇌동맥류

그림 1과 같이 뇌동맥류는 뇌동맥의 약한 부분이 팽창하여 혈액이 축적되는 비정상적인 혈관 확장 현상을 나타낸다[5, 6]. 이 팽창된 부분은 주변의 신경이나 뇌 조직에 압력을 가하며, 파열될 경우 주변 조직으로

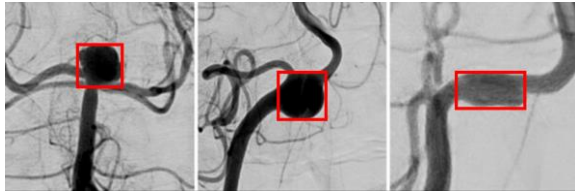


그림 1. DSA 이미지에서 빨간 박스를 친 부분이 뇌동맥류를 나타낸다.

혈액이 새어 나와 출혈을 일으킬 수 있다. 이러한 출혈은 출혈성 뇌졸중, 뇌 손상, 혼수상태, 심지어 사망까지 초래할 수 있다. 머리뼈 내 동맥류는 내경 동맥의 국부적인 확장으로 발생하며, 성인 여성 다낭성 신장 질환, 섬유성 이행성증, 대동맥 축착과 관련될 수 있다.

뇌동맥류의 파열은 시기적절한 치료 없이 심각한 신경학적 후유증을 야기할 수 있어, 전통적인 진단 방법은 숙련된 의사의 개입이 필수적이다. 그러나 정확한 두개내 동맥류 진단은 많은 경험과 시간이 필요해 자동화된 시스템의 필요성이 부각되고 있다.

3) DSA(Digital Subtraction Angiography)

임상 환경에서 뇌동맥류를 진단하는 표준 방법은 디지털 감산 혈관조영술(Digital Subtraction Angiography, DSA) 이다[7, 8]. DSA는 혈관 내에 Contrast Agent를 주입한 후 X-선 영상을 시간에 따라 촬영하여 혈관 구조와 혈류를 시각화 한다. 이러한 방법은 뇌동맥류의 위치, 크기 및 형태를 정확하게 파악하는 데에 사용되고 있다. DSA를 활용한 기존 자동 진단 연구는 대부분 디지털 이미지 처리 방법에 기반하였으나, 이 방법은 복잡한 혈관 구조와 시간 소요 문제로 인해 한계를 보였다. 본 연구에서는 DSA 이미지 내 뇌동맥류를 효과적으로 감지하기 위한 CNN 구조를 제안한다. 이 구조는 앞선 연구의 한계를 극복하고, 최근 객체 인식 및 의료 이미지 분석 분야에서 성공을 거두었던 CNN 기반 방법을 활용하여 뇌동맥류 감지의 정확성과 효율성을 향상하려고 한다.

2.2 연구 방법

1) 데이터셋

데이터는 의료 분야에서 인공지능을 다루는 K-iium 기관에서 수집된 데이터를 사용했다[9]. 이 데이터는 동맥에 조영제를 투입하고 X-선 촬영을 한 DSA 이미지를 포함하고 있다. 그림 2과 같이 동맥의 종류(내경 동맥과 주경 동맥), 조영제를 투입한 뇌의 위치(왼쪽과 오른쪽), 환자를 촬영한 각도(정면과 측면)의

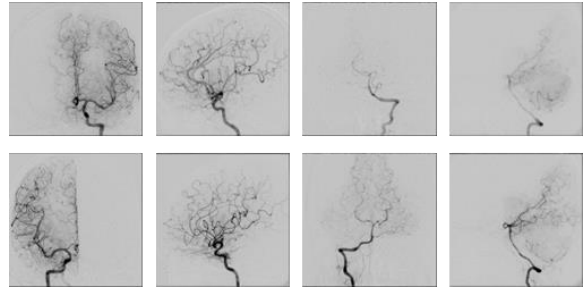


그림 2. 각 환자마다 내경 동맥과 주경 동맥, 정면과 측면, 좌뇌와 우뇌로 구성된 8장의 DSA 이미지가 존재한다.

합으로 각 환자 당 8장의 이미지가 있다. 이러한 이미지 중에서는 DSA 촬영 기법을 위한 매개변수들이 노이즈로 혼합된 이미지도 포함되어 있다. 또한, 데이터 레이블은 뇌동맥류 여부와 뇌동맥류가 발생한 혈관의 위치에 대한 정보로 구성되어 있다.

전체 1,127명의 환자 데이터가 있으며, 이 중 523명이 뇌동맥류를 진단받았다. 이러한 데이터를 학습, 검증 및 평가를 위해 7:1:2 비율로 나누어 사용하고 이 비율에 따라 데이터를 분할하여 비교 분석하였다.

데이터 전처리 단계에서는 먼저 이미지들을 128 X 128 픽셀 크기로 재구성하고 이미지 데이터를 정규화하여 픽셀 값들을 특정 범위로 조정하였다. 일반화 성능을 높이기 위한 기법으로 GaussianBlur를 적용했다. 또한, 데이터 불균형 문제를 해결하기 위한 기법으로 SMOTE(Synthetic Minority Over-sampling Technique)를 사용하여 오버 샘플링을 수행했다[10].

요약하면, K-iium에서 수집한 의료 데이터는 DSA 이미지를 포함하며, 이를 다양한 조합으로 구성된 뇌동맥류 위치와 함께 사용하여 학습, 검증 및 평가를 위한 데이터로 분할했다. 데이터 전처리 단계에서는 이미지 재구성과 정규화를 수행하였으며, 데이터 불균형 문제는 SMOTE 기법으로 해결하였다.

2) 모델 구조

DSA 이미지를 입력으로 받아 뇌동맥류 여부와 위치를 판단하는 작업을 하기 위해 CNN(Convolutional Neural Network) 모델을 사용하여 다중 분류 작업을 수행했다. 이 작업을 수행하기 위해 ResNet과 EfficientNet이라는 CNN 아키텍처를 베이스 모델로 선택하고 작업을 진행했다.

1명의 환자에 대해서 총 8개의 DSA 이미지가 존재하고 각각 다른 혈관의 위치를 나타내기 때문에 8장의 흑백 이미지를 결합하여 8 채널 이미지를 입력으로 사용하여 모델을 학습했다. 즉, CNN 모델 1개를 사용하여 결합된 DSA 이미지에서 뇌동맥류 여부와 위치를 판단하는 추론 과정을 거쳤다.

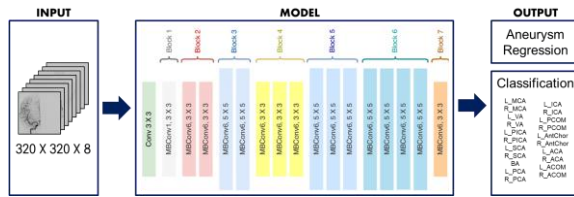


그림 3. Input으로 8장의 결합된 DSA 이미지를 받고 Model을 거쳐 뇌동맥류의 위치를 찾고, 뇌동맥류 여부를 판단한다.

그림 3.처럼 CNN 아키텍처를 기반으로 8개의 DSA 이미지를 결합한 입력에서 뇌동맥류의 위치를 예측하는 의료 인공지능 모델을 개발하였다.

3) 모델 학습

다중 레이블을 이진 분류하는 과정에서 손실 함수로는 BinaryCrossEntropyLogitsLoss를 선택하여 사용했다. 이 손실 함수는 다중 레이블 이진 분류 작업에 적합하며, 모델의 출력을 Logit 값으로 입력받아 클래스별 이진 분류 손실을 계산한다. 뇌동맥류를 회귀하는 과정에서는 손실 함수로 MSELoss를 사용했다. 모델의 최적화를 위해 L2 정규화와 Adam을 사용했고, 학습 과정 중 Validation Loss가 개선되지 않을 때 학습률을 동적으로 조절하기 위해 Scheduler로 ReduceLRPlateau를 사용했다. 이 Scheduler는 Validation Loss의 개선 상황을 모니터링하다가 개선이 없으면 학습률을 조절하여 최적화 과정을 더욱 세밀하게 조절한다.

2.3 연구 결과

특정 이미지(RI-A)에 따라 뇌동맥류가 발생했는지에 대한 단일 회귀 작업을 진행했다.

그림 4.를 보면 뇌동맥류를 탐지하는 모델로 EfficientNet과 ResNet을 사용하여 비교했다. 그 결과 EfficientNet과 ResNet 모두 정확도가 각각 70%가 나왔다. EfficientNet과 ResNet의 정확도를 보면 양 모델 모두가 뇌동맥류를 탐지하는 능력을 어느 정도 가지고 있다는 것을 보여준다. 하지만, 그림 4.와 같이 학습 과정에서 train 데이터셋에 과적합하는 모습도 보이며, 실제 환경에서의 성능이 떨어질 수 있다는 것을 보여준다.

DSA 이미지의 특징은 특정 동맥, 조영제 투입 위치, 촬영 각도에 따라서 나타나는 뇌 혈관이 다르다는 것이다. 따라서 특정 이미지(RI-A)에 따라 특정 뇌 혈관(R-ICA)에 뇌동맥류가 발생했는지 Multilabel Regression을 수행한 후 threshold 값에 따라 뇌동맥

류의 발병 정도를 Regression했다. 그림 5.를 보면 뇌동맥류의 위치를 찾는 모델로 EfficientNet을 사용한

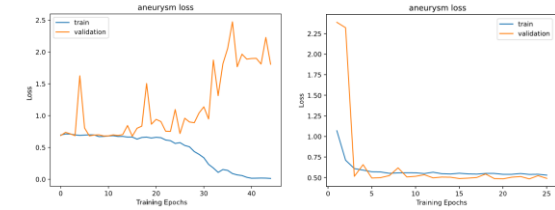


그림 4. EfficientNet(좌)와 ResNet(우)을 이용해 뇌동맥류 여부를 학습한 Loss 결과이다.

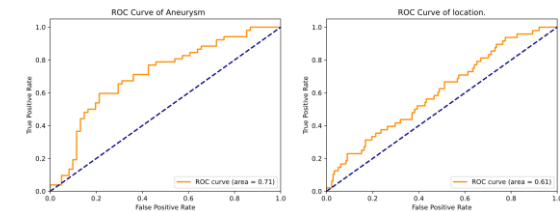


그림 5. EfficientNet을 이용해 뇌동맥류 여부(좌, ROC = 0.71), 뇌동맥류 위치(우, ROC=0.61)를 추론한 ROC 곡선 결과값이다.

결과 높은 정확도인 92%가 나왔다. 그러나 데이터를 확인해보면 총 21개의 뇌혈관에 대해 각각의 뇌혈관에서 뇌동맥류가 발생하는 경우가 드물다. 따라서 이것은 데이터 불균형으로 이끌고 위치 예측 부분에서 주로 '0'으로 예측하는 경우가 많아지면서, False Negatives 값이 너무 커져서 ROC 곡선의 성능 지표가 0.61로 낮아졌다. 이는 실제 뇌동맥류 위치를 정확하게 예측하지 못하고 있다는 것을 의미한다.

두 가지 문제점인 특정 이미지(RI-A)에 따라서 뇌동맥류가 나타나지 않을 수도 있다는 점과 데이터 불균형 문제를 동시에 해결하기 위해서 모든 이미지(RI-A, RI-B, LI-A, LI-B, RV-A, RV-B, LV-A, LV-B)를 Channel 방향으로 쌓은 뒤 뇌동맥류를 Regression했다. 그 결과 그림 5.와 같이 ROC 평가지표가 0.71로 개선되었음을 확인할 수 있다.

이후 발병 위치에 대한 정보도 함께 학습하기 위해 뇌동맥류를 Regression하고 뇌동맥류가 발생한 혈관의 위치를 Classification하는 두 개의 Branch로 나누어 학습하는 모델을 학습했다. 또한 성능 향상을 위해 이미지를 320x320으로 resize했다. ROC 평가지표가 0.82로 크게 개선되었음을 그림 6.을 통해 확인할 수 있다.

이러한 결과를 바탕으로 현재 개발한 모델이 점차 개선되면서 비교적 좋은 성능을 보이고 있다. 하지만 현재 뇌동맥류 탐지를 위한 환자 데이터가 현저히 부족하고 데이터의 불균형 문제를 전처리 과정으로 개선했지만, 여전히 문제가 되는 것을 알 수 있다. 추후 다

양한 DSA 이미지 데이터를 수집하여 학습한다면 더 좋은 결과를 보일 것으로 기대된다.

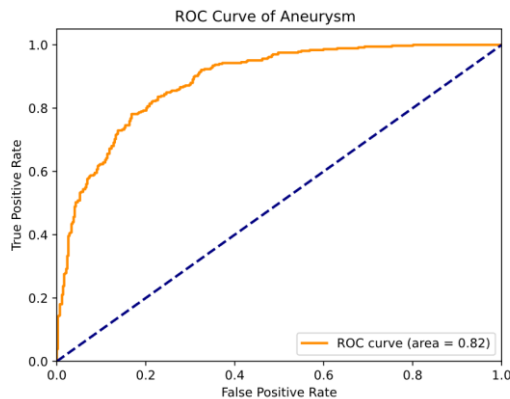


그림 6. EfficientNet을 이용해 뇌동맥류 여부를 Regression, 위치를 Classification하는 두 개의 Branch로 나누어 학습한 결과(ROC=0.82)이다.

3. 결 론

이 연구의 목적은 딥러닝 알고리즘을 이용하여 DSA 이미지를 입력으로 받아 환자의 뇌동맥류 여부와 위치를 추론하는 모델을 개발하는 것입니다. 이를 통해 의사의 진단 과정에서 효율성을 증가시키고 진단의 정확도를 향상하고자 하였다. 실험 결과로부터 연구 목적과 맞게 DSA 이미지를 바탕으로 뇌동맥류를 추론하고 발병된 뇌혈관의 위치를 특정할 수 있었다. 하지만 뇌동맥류 환자 데이터 부족의 문제와 데이터 불균형의 문제가 지속적으로 발생하였으며, 데이터의 한계로 더 좋은 결과를 얻지 못하였다. 이를 극복하기 위해서는 환자 데이터를 추가로 확보하여 데이터의 다양성을 확보하여 추가로 학습한다면 보다 더 좋은 결과를 기대할 수 있을 것이다.

이러한 결과를 바탕으로 의료 분야에 인공지능 기술을 접목하여 진단과 치료에서 효율성을 증가시키고, 추후 다양한 의료 데이터를 활용하여 인공지능 모델을 개발한다면 진단의 정확도도 높일 수 있다고 생각한다.

참고 문헌

- [1] Ju Gang Nam, Eui Jin Hwang, Jayoun Kim, Nanhee Park, Eun Hee Lee, Hyun Jin Kim, Miyeon Nam, Jong Hyuk Lee, Chang Min Park, Jin Mo Goo, "AI Improves Nodule Detection on Chest Radiographs in a Health Screening Population: A Randomized Controlled Trial", Radiology, 2023 Feb.
- [2] McKinney SM, Sieniek M, Godbole V, Godwin J, Antropova N, Ashrafian H, Back T, Chesus M, Corrado GS, Darzi A, Etemadi M, Garcia-Vicente F, Gilbert FJ, Halling-Brown M, Hassabis D, Jansen S, Karthikesalingam A, Kelly CJ, King D, Ledsam JR, Melnick D, Mostofi H, Peng L, Reicher JJ, Romera-Paredes B, Sidebottom R, Suleyman M, Tse D, Young KC, De Fauw J, Shetty S, "International evaluation of an AI system for breast cancer screening", Nature, 2020 Jan.
- [3] Alex Krizhevsky, Ilya Sutskever, Geoffrey E. Hinton, ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks, NIPS, 2012 Dec
- [4] Mingxing Tan, Quoc V. Le, EfficientNet: Rethinking Model Scaling for Convolutional Neural Networks, ICML, 2019 June
- [5] Cerebral Aneurysms, <https://www.ninds.nih.gov/health-information/disorders/cerebral-aneurysms>
- [6] Neuroanatomy, Circle of Willis, <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK534861/>
- [7] Angiography, <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK557477/>
- [8] Neurovascular anatomy on a brain DSA (Digital Subtraction Angiography),

<https://www.imaio.com/en/e-anatomy/brain/arteriography-brain>

[9] 2023 년 K-iium 의료인공지능경진대회,
<https://www.k-iium.com>

[10] Chawla, N. V., Bowyer. K. W., Hall.
L. O., Kegelmeyer. W. P., SMOTE:
Synthetic Minority Over-Sampling Technique,
Journal of artificial intelligence research, 2002