

뇌혈관조영술 영상 사진을 활용한 뇌동맥류 여부 및 위치정보 진단

팀명: Vital

팀원: 김서진, 김세현, 정다연, 채윤병(팀장), 한성주

[요약]

뇌혈관조영술 영상 사진을 활용하여 뇌동맥류 여부와 위치 정보를 진단하는 소프트웨어를 개발하였고, 현재 개발한 소프트웨어는 **0.889의 AUROC로 뇌동맥류 여부를 진단할 수 있고, 0.96의 accuracy로 뇌동맥류 위치를 판단할 수 있다.** 각각의 모델을 다르게 설계하였지만, 전반적으로 사용한 기술의 내용을 간단히 요약하면, 다음과 같다.

1) Data pre-processing

사진이 촬영된 위치가 좌측과 우측으로 나뉘어져 있고 하나의 샘플마다 8개의 사진을 가진다. 또한, 뇌동맥류의 위치 역시 21개로 분류되어 나타나기 때문에 이러한 위치정보를 바탕으로 데이터를 pre-processing하여 사용하였다.

2) Data augmentation

현재 데이터는 총 1127개로 일반적인 학습 모델에서 사용되던 데이터에 비해서 그 수가 현저히 적다. 따라서 data augmentation을 통해 학습 데이터의 수와 다양성을 증강하여 사용하였다.

3) Image classification

기존 연구에서 제안된 pre-trained model을 사용하였다. 공개 라이브러리인 timm을 통해서 활용할 수 있으며, 다양한 image classification모델 중에서 DarkNet53을 사용하였다.

소스코드에서 사용한 라이브러리와 해당 라이브러리의 버전은 다음과 같으며, 같은 내용을 코드 내에 주석으로 기입하였다.

표 1. 소스코드 라이브러리 버전

python	3.9.12 (main, Apr 5 2022, 06:56:58)	sklearn	1.2.2
pandas	2.0.2	torchvision	0.14.1
numpy	1.23.2	torch	1.13.1
timm	0.9.2	PIL	9.0.1
matplotlib	3.7.1		

Kium_VITAL_train.py는 모델을 학습하는 소스코드이며, Kium_VITAL_evaluate.py를 통해서 성능(AUROC, accuracy) 계산 및 output.csv파일 생성이 진행된다. Kium_VITAL_evaluate.py 코드 내의 **path 변수** 에는 **검증 데이터셋의 절대 경로**를 입력하면 해당 이미지를 불러와서 코드에 입력된다. 같은 코드 내의 **save_path 변수**는 **output.csv 파일이 저장되는 경로**이며, 저장된 모델 파일과 evaluation.py의 위치와 같다. 주치 측의 필요에 따라 수정할 수 있으며, 현재에는 test_set의 이미지 파일 경로가 path변수에, output.csv가 생성된 위치의 파일 경로가 save_path에 기입되어 있다.

[방법]

소프트웨어 개발에서 사용된 언어는 python이고, Pytorch 라이브러리를 사용하였으며, 그 외에는 기본적인 라이브러리를 사용하였다.

소프트웨어에 사용된 기술 설명에 앞서, 데이터의 경향성에 대한 내용을 서술하려 한다. 먼저, 주어진 전체 데이터 안에서 어떤 correlation이 나타나는지를 확인하기 위하여 뇌동맥류 여부와 위치 정보에 해당하는 모든 변수에 대한 correlation을 살펴보았다. 그 결과는 다음 그림 1과 같이 나타나며, 뇌동맥류 여부는 모든 위치정보와 상대적으로 높은 correlation을 보이고, 그 중에서도 L_ICA와 R_ICA의 위치 정보가 뇌동맥류 여부와 가장 높은 correlation을 보이는 것을 확인할 수 있다.

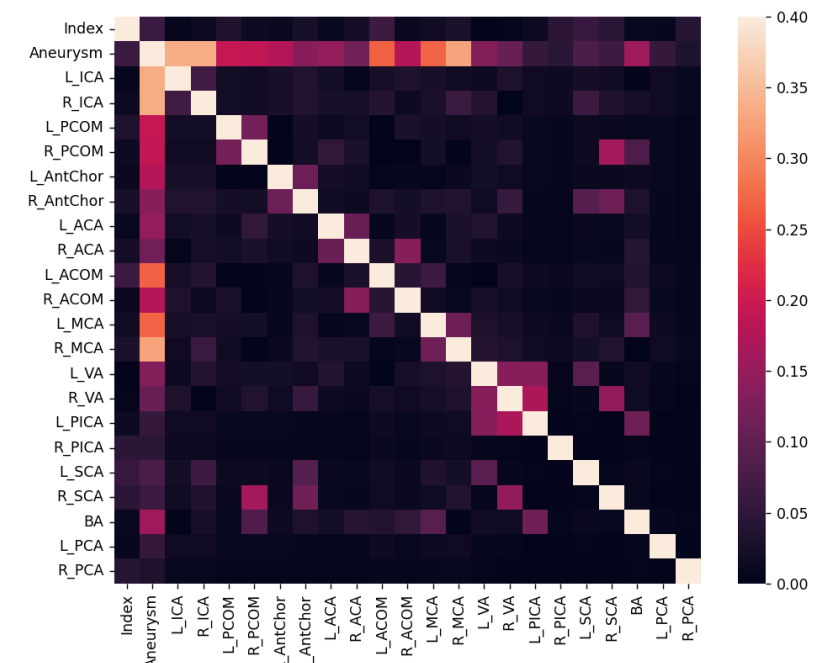


그림 1. 모든 변수간의 correlation heat map

표 2. 환자 샘플(496) 에서 나타난 전체 위치 정보 통계 (%)

L_ICA	R_ICA	L_ACA	R_ACA	L_VA	R_VA	L_PCA
18.75	18.548	4.032	2.218	3.226	2.218	0.403
L_PCOM	R_PCOM	L_ACOM	R_ACOM	L_PICA	R_PICA	R_PCA
7.056	6.25	12.298	6.048	0.403	0.403	0.202
L_AntChor	R_AntChor	L_MCA	R_MCA	L_SCA	R_SCA	BA
5.847	3.427	12.903	18.75	1.210	0.605	4.435

또한, 전체 1127개의 데이터 중에서 뇌동맥류를 가졌다고 라벨링 된 샘플의 수는 496개이며, 각 샘플 마다 나타나는 위치 정보는 21개이다. 한 샘플에서 나타날 수 있는 위치정보는 1개 이상이기 때문에 각 샘플 마다 나타나는 위치정보의 형태가 굉장히 다양하다. 샘플 마다 나타나는 위치 정보에 대한 통계는 위의 표 2와 같이 나타나며, 21개 중 16개의 위치 정보는 전체 환자 수의 10% 미만에서 나타나고, 이러한 위치 정보의 분포가 상당히 sparse함을 확인하였다.

1. 뇌동맥류 여부 진단

1) Data pre-processing

전체적인 data pre-processing의 과정은 아래의 그림 2와 같다..

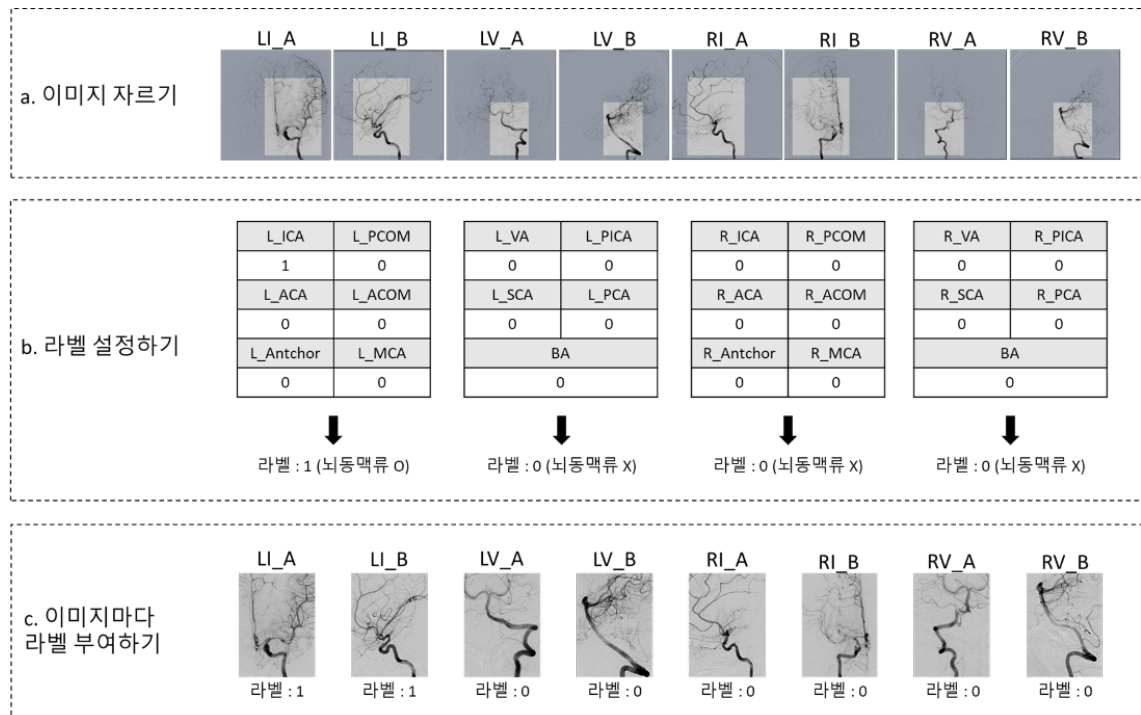


그림 2. Data pre-processing과정 예시

- a. 뇌혈관조영술 영상 사진을 살펴보면, 모든 사진에서 혈관을 제외한 공백이 상당히 크게 나타나는 것을 확인할 수 있다. 공백에 의한 정보의 혼선을 최소화하기 위해서 사진을 crop하여 사용하였다. 이 때에는 혈관에 해당하는 이미지가 사진에 잘 담길 수 있는 위치를 설정하여 해당 이미지를 남기고 상하좌우의 여백을 잘라서 사용하였다.
- b. 환자의 뇌동맥류 위치 정보가 샘플마다 다르게 나타나며, 샘플 하나를 나타내는 8장의 사진은 각각 2장씩 다른 위치를 촬영한 사진으로, 총 4가지의 경우로 나눌 수 있다. 따라서 각 경우마다 위치정보를 반영하여 라벨을 생성하였다. LI 사진의 경우에는 L_ICA, L_PCOM, L_ACA, L_ACOM, L_AntChor, L_MCA의 위치 정보, RI 사진의 경우에는 R_ICA, R_PCOM, R_ACA, R_ACOM, R_AntChor, R_MCA의 위치 정보, LV 사진의 경우에는 L_VA, L_PICA, L_SCA, L_PCA, BA의 위치 정보, RV 사진의 경우에는 R_VA, R_PICA, R_SCA, R_PCA, BA의 위치 정보를 통해 각 사진의 경우마다 할당된 위치 정보 중 하나라도 1인 경우 라벨을 1로 설정하였고 모두 0인 경우의 라벨은 0으로 설정하였다.
- c. 앞선 설명처럼 각 사진의 경우마다 설정된 4종류의 라벨을 각 사진마다 할당하여 8장의 사진이 각각 하나의 라벨을 가지도록 설정하였다.

2) Data augmentation

전체 데이터의 개수는 1127개로, 이미지를 학습하기에는 그 데이터 수가 적기 때문에 데이터를 증강하여 사용하였다. 먼저, 위의 data pre-processing 과정에서 한 샘플 당 하나의 학습데이터를 한 샘플당 8개의 학습데이터를 가지도록 데이터를 증강하였다. 추가적인 과정을 통해 하나의 학습데이터에 대해서 random rotation, random horizontal flip, random vertical flip을 적용하여 기존 데이터보다 다양한 형태를 가지는 학습데이터를 생산하였다. 이때 random rotation을 통해 -45°에서 45°까지 랜덤하게 이미지를 회전하도록 하였고, random horizontal flip을 통해 20%의 확률로 랜덤하게 이미지를 좌우반전 시키며, random vertical flip을 통해 20%의 확률로 랜덤하게 이미지를 상하반전 시킨다. 이미지의 변형을 통해서 이미지의 다양성을 증강하는 과정이기 때문에 이미지가 기존에 가지던 라벨은 그대로 유지하도록 한다. 각각의 이미지 및 다양성 증강 과정은 아래의 그림 3과 같이 나타난다.

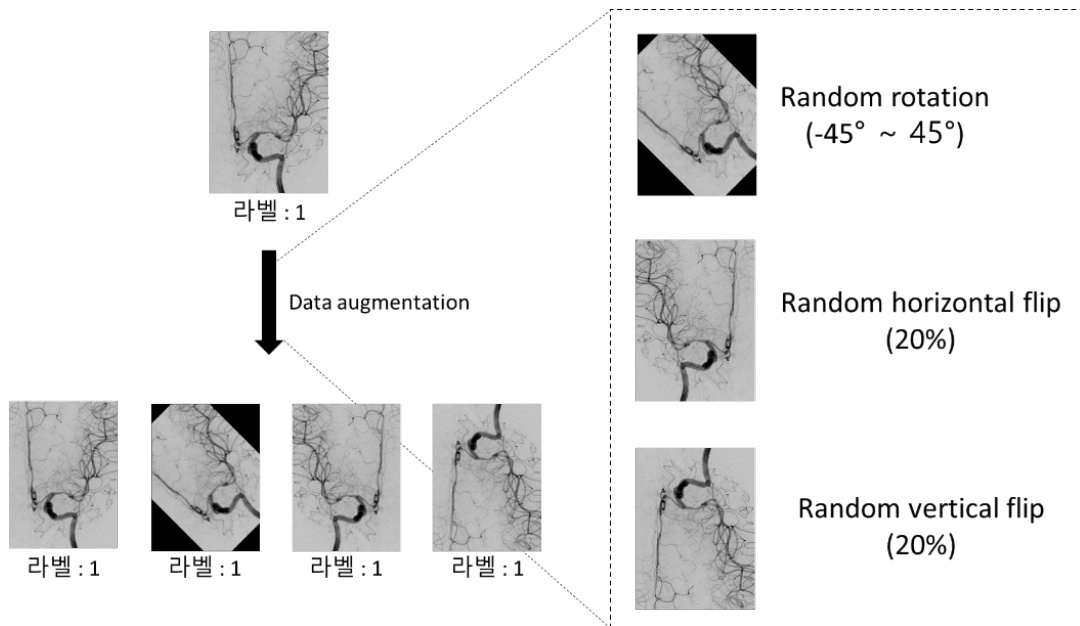


그림 3. Data augmentation과정 예시

이를 통해 한 샘플 당 사용하는 학습데이터는 8개이며, 랜덤한 data augmentation을 통해서 4배 이상의 다양성을 가지는 학습데이터를 생성하였다. 그림 3은 각각의 방법을 이해하기 쉽게 표현한 것이며, 실제로는 한 가지 이상의 이미지 변형이 확률적으로 일어나기 때문에 회전 후 반전되거나, 두 번 반전이 일어나는 등 다양한 형태의 이미지 변형이 존재한다.

3) Image classification

이미지 데이터를 이용하여 뇌동맥류 여부 및 위치정보를 학습해야하기 때문에 이를 효과적으로 학습하기 위해 기존에 이미지 데이터를 이용해 학습된 pre-trained model을 활용하였다. 이때 사용한 pre-trained model은 cs3darknet-focus-m 모델로 focus-m과 cspnet, darknet의 구조를 적절히 혼합한 구조이다.

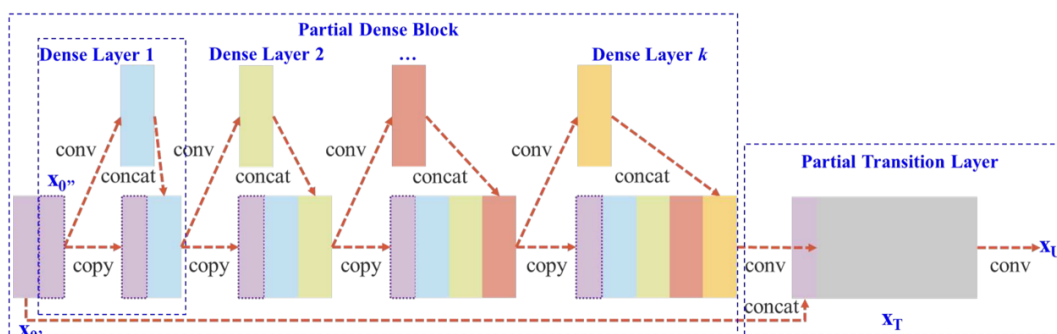


그림 4. CSPNet 모델 구조*

*: Wang, Chien-Yao, et al. "CSPNet: A new backbone that can enhance learning capability of CNN." Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition workshops. 2020.

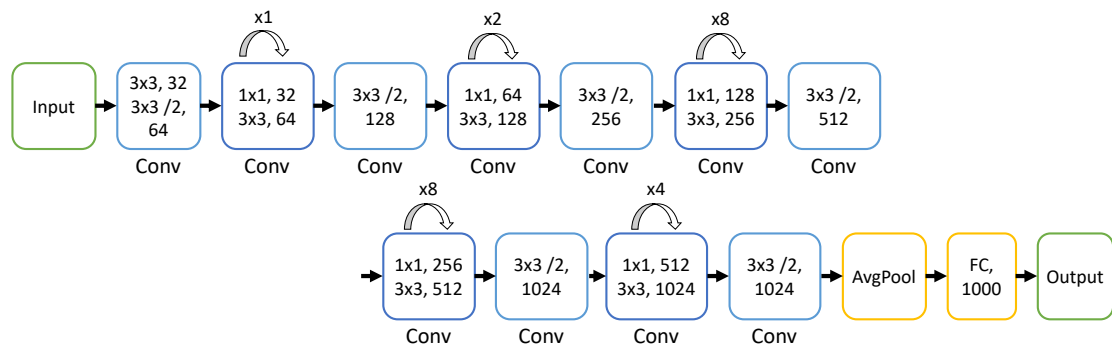


그림 5. DarkNet53 모델 구조

DarkNet53 모델은 VGG 모델이 지나치게 복잡하다는 점에 착안하여 훨씬 적은 파라미터를 사용하면서도 성능을 올리기 위해 제안된 모델이다. 이 모델에서는 ResNet에서 제안된 skip connection의 개념을 활용하여 레이어를 훨씬 더 많이 쌓아서 사용할 수 있으며, 이를 이용하여 ImageNet의 1000가지 class에 대한 classification을 효과적으로 진행할 수 있다. 추가적으로 적용된 CSPNet의 구조는 연산 내에서의 bottleneck을 삭제함으로써, CNN layer의 연산활용을 업그레이드 시킬 수 있다. 또한, 메모리 cost를 효과적으로 줄임으로써, focus-m구조와 함께 모델의 정확도를 유지하면서 모델을 경량화하는 역할을 수행한다. 우리는 Image classification에서 많은 발전을 이룬 모델을 활용하여 현재 주어진 뇌혈관조영술 영상 이미지를 이용하여 뇌동맥류 여부와 위치를 진단하는 모델을 설계하였다.

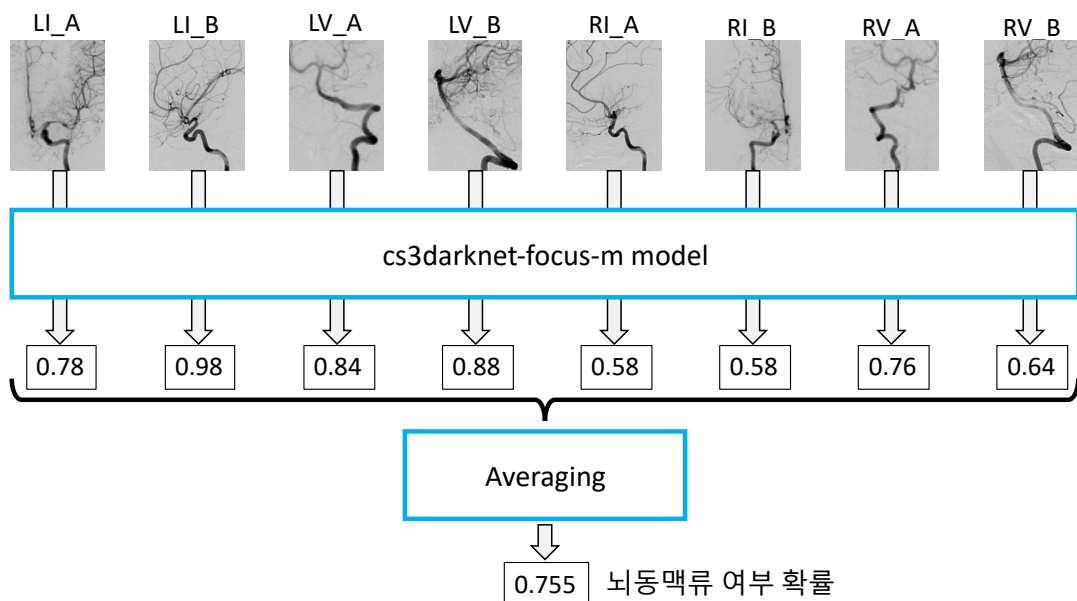


그림 6. 모델의 라벨 학습과정 예시

우리가 모델에 사용하는 학습데이터는 data pre-processing과 data augmentation과정을 통해 한 샘플이 가지는 8장의 사진에 대해 각기 다른 8개의 라벨을 가지게 된다. 그러나 실제 데이터는 한 샘플이 하나의 라벨을 가지기 때문에, 모델을 학습하는 과정에서 한 샘플에서 하나의 라벨을 예측할 수 있도록 설계해야 한다. 이 과정은 위의 그림 6와 같다. 먼저, 8개의 사진을 하나의 batch로 묶어서 모델에 넣어주었다. 이렇게 묶여서 들어간 8장의 사진은 8개의 prediction값을 산출하게 되는데, 모델이 학습되기 위해서는 기존의 라벨과 예측된 라벨을 검증해야 하기 때문에, 하나의 라벨로 만들어주기 위해 prediction 값을 평균 내어 사용하였다.

2. 뇌동맥류 위치 판단

전체 데이터의 수가 적고 위치정보에 대한 데이터가 굉장히 sparse하게 분포되어 있기 때문에(표 2), 21개의 위치에 대한 모든 예측을 하는 것은 불가능에 가까운 문제라고 판단하였다. 따라서, 앞서 학습데이터를 통해 뇌동맥류 여부를 판단하는 모델을 활용하여 위치정보를 예측하려고 시도하였다. 특히, 앞선 데이터의 경향성 분석에서 뇌동맥류 여부와 가장 높은 correlation을 가지고 (그림 1), 환자 샘플에서 많이 나타나는 것으로 파악되었던(표 1), L_ICA와 R_ICA 위치만을 예측하도록 하였다.

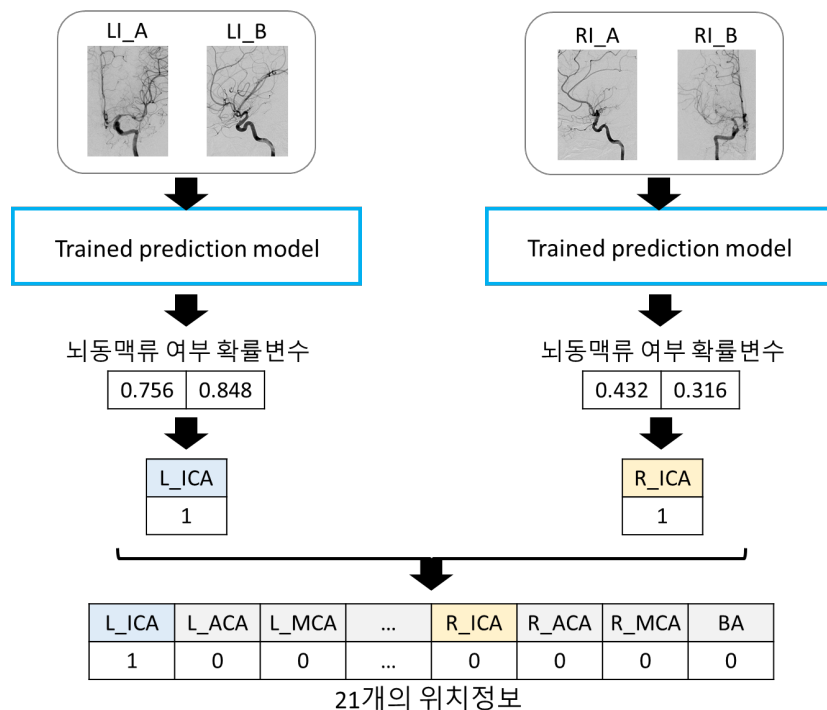


그림 7. 뇌동맥류 위치 예측 예시

뇌동맥류의 위치를 판단하는 과정은 위의 그림 7과 같이 나타난다. 샘플의 전체 이미지를 활용하지 않고, L1와 R1이미지, 총 4장의 이미지만을 활용하였다. 이미 학습된 모델을 통해서 L1이미지와 R1이미지로부터 뇌동맥류 여부에 대한 확률변수 값을 얻는다. 그리고 이 확률변수 값이 0.55 이상인 경우 각각 L_ICA와 R_ICA의 위치에 뇌동맥류가 나타난 것으로 판단하고 각 위치정보에 1을 기입하였다. 또한 앞서 설명한 바와 같이, 위치정보의 분포가 sparse하기 때문에 L_ICA와 R_ICA를 제외한 위치에 대해서는 일괄적으로 0을 기입하도록 하였다.

[결과]

현재 제공된 test dataset을 이용하여 저장된 모델을 검증한 결과는 다음과 같이 나타난다.

1. 뇌동맥류 여부

1) AUROC: 0.889

2. 뇌동맥류 위치

1) Accuracy: 0.96