**Prediction of the histology of colorectal neoplasm in white light colonoscopic images using deep learning algorithms**

총 4개로 분류(Normal, low-grade dysplasia, high-grade dysplasia, adenocarcinoma)

3개의 CNN모델을 사용하여 ensemble learning

CNN모델을 적용하여 두개의 내시경그룹의 결과를 비교하고 class activation mapping을 통해 예측을 시각화

Histologic report를 하는데는 많은 소요시간 필요🡪조기에 쉽고 정확하고 경제적진단을 위해 optical biopsy(광학생검)🡪device가 필요하며, 전문성 필요(비전문가는 불가)🡪딥러닝을 적용하여 CAD(computer aided diagnostic)구축

두개의 dataset

5년 이상의 대장내시경 경험을 가진 3명의 전문의가 데이터 수집에 참여

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | Normal | A-LGD | A-HGD | CA |
| KUMC(Training) | 1000 | 1000 | 500 | 500 |
| HYUMC(Test) | 100 | 100 | 100 | 100 |

1)datasets preparation: 검은색영역을 제외하고 자른 이미지의 해상도를 480\*480

2)network achitecture 3개의 모델: Inception-v3, ResNet-50, DenseNet-161

CNN모델의 1000개의 ImageNet categories를 결정하는 last fully connected layer를 4 categories predict fully connected later로. Inception-v3은 보조 fully connected layer 대신 4개 categories 예측 fully connnected layer로 replace

3)balanced sampling: sampling weights inversely proportional to the frequencies of the categories

4)training deep neural networks

-모든 neural networks는 imagenet dataset을 통해 미리 학습된 모델로 초기화되어있음

-network의 weight를 미세조정하기 위해 end to end 재훈련

-learning rate 10^-4, momentum 0.9, optimizer SGD, batch size 8, 300 epochs, pytorch 사용

-ensemble learning: 모델을 parallel combining하여 learning에 활용, 모델들의 마지막 activation map을 averaging해 soft decision결합( hard decision X)

5)grad CAM: visualize predicted class scores

Tenfold cross-validation

KUMC dataset을 이용해 딥러닝 모델의 서능평가

일반적 dataset의 경우 training에 사용되지 않은 data를 적용하여 prediction error가 낮은 경우 해당 모델을 보장가능 , but 의료 dataset은 제한적이므로 cross-validaion이용

Data set을 무작위로 10개로 나누어 1개를 test set 나머지를 training set으로 해서 학습과 평가 반복(총 10번)

대장내시경 이미지 여러변수 존재(밝기, 해상도, 장비등)🡪KUMC를 training set, HYUMC를 TEST SET으로 연구수행

300 epochs동안 KUMC dataset을 사용해 3개의 딥러닝모델 미세조정

결과를 평가하기 위한 주요 지표는 accuracy

(+sensitivity, specificity, PPV, NPV, MDT)

Endoscopist의 diagnostic

각 class에서 50개의 이미지를 무작위로 선택해 200개 이미지를 주고 4개의 class로 분류하도록 함

Training 결과

DenseNet-161이 Training loss function이 가장 낮으며 빠르게 줄어들었으며 validation accuracy역시 전반적이 epoch에서 다른 모델에 비해 높았음

Epoch 100 이상에서는 3모델 모두 validaion accuracy가 증가하는 양상이 줄어들고 noise처럼 변동됨

CAM은 highlights class-specific regions of image🡪 colonoscopic lesions의 location을 visualize해주어 CNN-CAD의 decision을 확인하는데 도움이 됨

Test 결과

HYUMC dataset이용

Cross-validation을 통해 vaidation accuracy가 높은 모델 사용

각각의 CNN에 대해 10개의 best validation accracy를 가지는 모델을 이용해 ensemble 모델 구성

CNN-CAD는 3개의 CNN의 30가지 best validation accuracy를 가지는 모델을 이용해 구성

Discussion

Trainig과 Test 모두에서 CNN-CAD가 가장 우수한 성능을 보여줌(전문의 포함)

KUMC dataset의 결과와 HYUMC dataset의 결과를 비교해보면 HYUMC에서 감소한것으로 보아 overfitting 되었음을 예측할 수 있으나 performace의 차이는 overfitting이 아닌 statistical difference때문(🡪내시경 전문의의 prediction accuracy역시 15% 감소했으므로 HYUMC의 dataset이 KUMC보다 predict하기 어렵다는 것)

불필요한 절차를 줄이고 병변 발견과 치료 결정에 있어서 도움이 됨

A-HGD와 CA를 분류할 때 low level sensitivity, accuracy🡪 invasion의 깊이에 따라 구별되기 때문에 모델뿐만아니라 의사에게도 어려움, 중간단계의 이미지가 상대적으로 드물며, accuracy를 높이기 위해서는 더 많은 이미지 필요

**Weakly supervised attention map training for histological localization of colonoscopy images**

Imperfectly annotated dataset에 CNN training problem고려

Classification dataset과 polyp segmetation dataset 두가지 유형으로 훈련하는 weakly supervised learning🡪improve histology classification, lesion localization accuracy

딥러닝 모델을 통해 CAD system 추가적인 device없이 optical biopsy가 가능

CNN-CAD는 probability heatmap을 보여주어 endoscopists가 위치를 파악하고 결정할 수 있다

But, light reflection, wrinkles, contrast difference에 의해 대장암과 무관하게 높은 확률을 보일 수 있다.

🡪multi-task learning framework (lestion localization task와 histology classification task를 결합)

먼저 classification을 한 후 predict lesion location

Histology classifer

ImageNet dataset으로 사전훈련된 ResNet-101사용, 4개의 class를 위해 last fully connected layer

KUMC dataset사용 (내시경이미지, 조직보고서) 조직보고서를 바탕으로 4가지 class분류

Model interpretation기법을 사용해 model은 probability heatmap예측

Grad-CAM사용(최대출력과 관련하여 계산된 gradient) attention map합성

Model training을 위해 CVC-ClinicDB dataset사용

Supervised learning for histology classification and weaklu supervised learning for attention correction

KUMC dataset(using classification loss-categorical cross-entropy)

CVC-ClinicDB dataset(using localization loss-binary cross-entropy)

Adam optimizer사용, 72 epochs, learning rate 10^-5,

5fold cross-validation

Evaluate thresshold values 0.4,0.5,0.6

Weakly supervised learning을 했을 때 lesion localization 성능이 전체적으로 개선됨

Colon lesion이 작을수록 performance가 낮았으며, 성능개선폭이 컸다

Classification performance역시 향상되었다

Classification performance의 저하없이 leasion localization perfomance를 개선함

**Trainable multi-contrast windowing for liver CT segmentation**

Contrast window methods는 radiologists혹은 manufacturers가 사전 정의한 parameter를 사용(그러나 최적값이라고 입증불가)

Liver lesion segmentation은 중요한데 시간이 많이 걸려 자동 segmentation model에 대한 연구↑

3개 pipeline

1)preprocessing 2)automatic segmentation 3)post-processing

2번과 3번을 combine시키려는 연구가 많음

그러나 preprocessing도 중요함 windowing operation은 task와 밀접한 관계가 있음

Windowing parameter는 liver segmentation에 영향을 줄 수 있음