

장골의 관심영역 생성을 위한 천장관절 MRI 세그멘테이션

이고은^o, 민재은^{**}, 최창환^{*}, 조정찬^{***}, 최상태^{****}, 최상일^{*}

^o단국대학교 컴퓨터공학과,

^{*}단국대학교 컴퓨터공학과,

^{**}단국대학교 응용컴퓨터공학과,

^{***}가천대학교 소프트웨어학과,

^{****}중앙대학교병원 류마티스내과

e-mail: ge971010@naver.com^o, min2ndid@naver.com^{**}, ho03206@naver.com^{*}, thinkai@gachon.ac.kr^{***},
beconst@cau.ac.kr^{****}, choisi@dankook.ac.kr^{*}

Sacroiliac Joint MRI Segmentation to Generate Rol of Ilium

Go-Eun Lee^o, Jae-Eun Min^{**}, Changhwan Choi^{*}, Jungchan Cho^{***}, Sang Tae Choi^{****}, Sang-Il Choi^{*}

^oDept. of Computer Engineering, Dankook University,

^{*}Dept. of Computer Engineering, Dankook University,

^{**}Dept. of Applied Computer Engineering, Dankook University,

^{***}Dept. of Software, Gachon University,

^{****}Division of Rheumatology, Dept. of Internal Medicine, Chung-Ang University Hospital

● 요약 ●

본 논문에서는 축형 척추관절염으로 발전할 수 있는 천장관절염 환자들을 진단하기 위해 장골의 관심영역을 자동 생성할 수 있는 세그멘테이션 방법을 제안한다. 다양한 MRI 기기로부터 얻은 천장관절염 환자의 영상에서 장골의 GT(Ground Truth)를 생성하였으며, 대장 용종 검출을 위한 세그멘테이션 모델인 PraNet과 지역 특징 간의 표현 능력을 활용할 수 있는 Position Attention Module을 사용하여 유의미한 성능 향상을 보여주었다.

키워드: 의료 영상(medical image), 세그멘테이션(segmentation), 천장관절(sacroiliac joint)

I. Introduction

류마티스 관절염 중 척추에 염증이 생기는 경우를 축형 척추관절염이라고 부른다. 초기 축형 척추관절염의 90%는 천골과 장골 사이의 천장관절에서 발생하는데, 천장관절염은 MRI 상에서만 확인할 수 있다. 천장관절염 환자의 진단을 돕기 위해 천장관절 MRI 이미지를 이용하여 장골의 관심영역을 자동 검출하는 모델을 제안하고자 한다.

본 논문에서는 경계선이 명확하지 않은 대장 용종 검출을 위한 모델인 PraNet[1]을 기반으로 연구를 진행하였다. 또한 천골과 다른 관절과의 특징이 유사한 MRI 이미지의 단점을 보완하기 위해 Position Attention Module을 사용하여 지역 정보를 전체적인 공간 정보로 확장하였다. 본 논문에서는 위 방법들을 적용하여 기존 CNN 모델보다 향상된 성능을 보여주었다.

II. The Proposed Scheme

1. PraNet

본 논문에서는 대장 용종 검출을 위한 모델인 PraNet[2]을 기반으로 연구를 진행하였다. PraNet[2]의 Parallel Partial Decoder를 이용하여 여러 단계의 Feature map들을 합치고, Reverse 천장관절 MRI 이미지에 적용하여, 조직 간의 경계선을 보다 정확하게 추출할 수 있었다.

2. Position Attention Module

PAM(Position Attention Module)은 Scene Segmentation[3]에서 픽셀 간의 공간 의존성을 계산하고 높은 가중치를 가진 픽셀에 모델이 집중할 수 있도록 학습시키는 방법이다. Background와 객체의 픽셀 특징이 유사한 MRI 이미지에서 Self-attention 기법인 PAM을

적용하여 검출하려는 객체 특징뿐만 아니라 위치 정보도 학습을 시킬 수 있었고, 그 결과 성능 향상을 확인할 수 있었다.

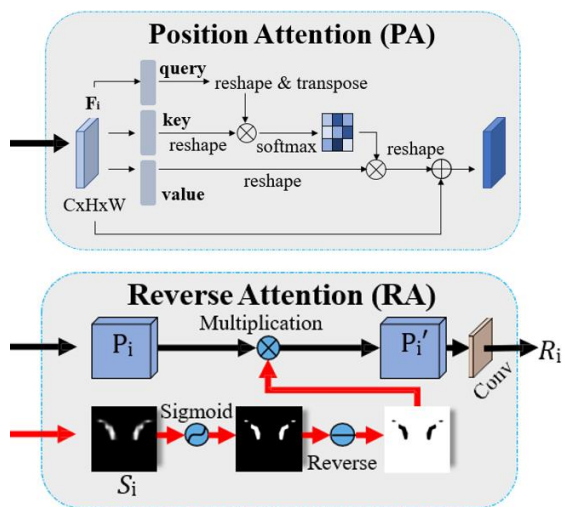


Fig. 1. Position Attention Module(위)과 Reverse Attention Module(아래)

III. Experimental Results

1. 모델 성능 비교

우리는 UNet[4]과 PraNet[2]과의 Dice, IoU 성능을 비교하였다. UNet[4]과 비교하였을 때, 제안된 모델의 Dice와 IoU는 각 25%, 20%의 성능 차이를 확인할 수 있었다. PraNet[2]과 비교하였을 때, PAM을 이용하여 지역 정보를 전체 공간 정보로 확장함으로써 각 4%, 6%의 성능 향상을 보여주고 있다.

Table 1. CNN 모델과의 성능 비교

	Dice	IoU
UNet[3]	0.7395	0.6082
PraNet[1]	0.8489	0.7407
Ours	0.8871	0.8011

2. 결과 이미지 비교

우리는 Test 데이터에 대한 결과 이미지를 비교하였다. 제안한 모델은 UNet[3]과 PraNet[4]보다 경계선 및 얇은 뼈들을 정확히 예측하는 것을 확인하였다.

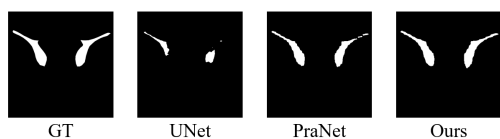


Fig. 2. CNN 모델과의 결과 이미지 비교

IV. Conclusions

본 논문에서는 천장관절염 환자 진단을 위한 관심영역을 생성하는 모델로 PraNet[2]과 PAM을 결합하였고, 향상된 성능을 보여주었다. 추후 연구에서는 생성된 관심영역을 이용하여 환자의 중증도를 예측하는 인공지능 기술을 개발할 예정이다.

ACKNOWLEDGMENT

“이 논문은 2022년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원의 지원을 받아 수행된 연구임(IITP-2022-00155227, 문맥정보를 이용한 딥러닝 기반의 의료 진단에 활용 가능한 ICT-BIO 융합 기술 개발 IITP-2022-0-00899, 멀티 모달 센서가 장착된 스마트 인술을 이용한 보행 패턴 분석 시스템 개발)”

REFERENCES

- [1] Fan, D.P., et al. "Pranet: Parallel reverse attention network for polyp segmentation." International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. pp. 263–273 (2020)
- [2] J. Fu et al. "Dual attention network for scene segmentation." Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition. 2019.
- [3] O. Ronneberger, P. Fischer, and T. Brox. "U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation." International Conference on Medical image computing and computer-assisted intervention. 2015.