

동물 X-ray 영상에서 경골고원각도 자동 검출을 위한 심층신경망 기법

김지민¹, 김형규², 류정현¹, 이선주¹, 김호준¹

¹ 한동대학교 전산전자공학부, ²(주)제이피아이헬스케어

wlalsdl01@naver.com, kimhk@jpi.co.kr, poly0112@naver.com, sunju43@gmail.com, hjkim@handong.edu

A Deep Neural Network Technique for Automatic Measurement of Tibial Plateau Angle from Animal X-ray Images

Jimin Kim¹, Hyungkyu Kim², Jeonghyeon Ryu¹, Sunju Lee¹, Hojoon Kim¹

¹School of Computer Science and Electrical Engineering, Handong Global University

²JPI Healthcare Co., Ltd

요 약

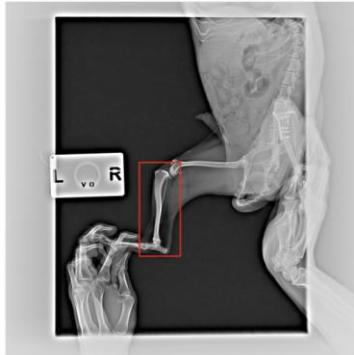
본 논문에서는 동물의 십자인대 질환의 진단지표인 경골고원각도(TPA)를 자동으로 측정하는 딥러닝 소프트웨어 기법을 제안한다. 동물 X-ray 영상에서 나타나는 피사체의 위치와 형태에 대한 다양한 변이는 TPA(Tibial Plateau Angle) 지표 산출에 필요한 특징점 검출과정에서 학습 효율을 현저하게 저하시킨다. 이에 본 연구에서는 YOLO(You Only Look Once) 기반 모델을 사용하여 일차적으로 경골영역의 분할 단계를 수행하고, 이어서 경골 상단부의 과간용기와 복사뼈의 중심점을 찾는 과정을 Resnet 기반의 특징점 추출 모듈로서 구현함으로써 학습의 효율과 지표 검출의 정확도를 향상시켰다. 총 201 개의 실제 X-ray 영상을 사용하여 학습 속도와 영역 분할 및 특징점 추출의 정확도 측면을 고려함으로 제안된 이론의 타당성을 실험적으로 평가하였다.

1. 서론

동물의 X-ray 영상은 인체 영상에 비해 배경 패턴이나 피사체의 위치와 형태의 변이가 매우 다양하게 나타난다. 이러한 특징은 십자인대 질환 진단과 연관하여 TPA 를 자동으로 산출하는 신경망 기법을 구현할 때 경골 상단부의 특징점 추출을 위한 학습 과정을 어렵게 한다. 다시 말해서 TPA 산출을 위해

경골고원의 두개골 측면과 과간용기의 중심점, 복사뼈의 중앙 위치점 등을 추출하는 과정에서 ROI(Region of Interest) 외의 영역에서 나타나는 불규칙한 변화요인으로 인해 학습 효율이 저하되고, 검출결과의 오류가 빈번하게 발생한다. 이에 본 연구에서는 이러한 문제점을 개선하기 위하여 경골영역의 분할 과정을 별도의 모듈로 구성하여 2 단계의 과정으로 수행하는

TPA 검출 기법을 제안하고 실제 데이터를 사용한 실험 결과를 통하여 그 성능을 평가한다.



(그림 1) 경골고원각도(TPA) 검출과정의 예

2. TPA 자동추출을 위한 2 단계 심층신경망

첫 단계로 영상에서 ROI(경골영역)를 분할하는 과정을 수행하고, 이어서 분할된 영역에 대하여 과간융기, 복사뼈 중심점 등의 특징점을 추출한다. 경골영역 분할 모듈에 적용한 YOLO 기반 모델은 영상의 지역적 특징을 중심으로 검출과정을 수행함으로써, 배경 영상의 다양한 변이에 강인한 검출기능을 지원한다. 특징점 추출과정은 전체 영상이 아닌 ROI 영상 내에서 이루어지므로 학습 시간이 현저하게 단축되고, 검출의 성능도 향상시킬 수 있다. 경골영역 분할 모듈은 YOLOv6[1] 모델을 기반으로 구현하였다. 이는 특징 추출과 바운딩 박스(Bounding Box) 예측, 클래스 분류 등을 수행하게 되는데 각 셀마다 4 개의 앵커박스와 바운딩 박스에 대한 컨피던스 스코어를 예측하여 결과를 도출한다. 특징점 검출 모듈은 인코딩 과정에 Resnet34[2] 모델을 사용하였다. 이는 신경망의 단계에 따라 특징지도의 해상도가 축소됨으로 인한 정보의 소실 가능성을 구조적으로 보완한 모델로서 TPA 계산을 위한 4 개의 특징점을 검출한다.

3. 실험 결과 및 고찰

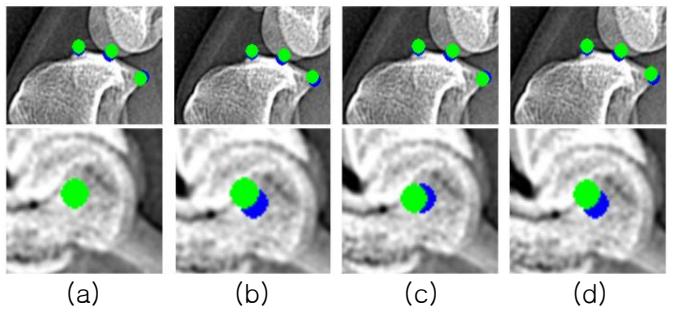
(그림 2)는 제안된 모델을 적용하여 TPA 를 검출한 결과의 예로서 동물의 복사뼈의 중앙, 과간융기의 중앙, 경골고원의 두개골 측면, 경골고원의 꼬리 측면을 추출하고 이로부터 추출한 TPA 를 보였다.

제안된 모델의 학습 성능을 평가하기 위하여 기존의 ResNeXt50, ConvNeXt, PVT 모델을 사용한 실험 결과와 학습 시간을 상호 비교하였다. (그림 3)에서 녹색점은 심층신경망의 결과값, 청색점은 라벨데이터를 의미하는데 제안된 모델은 경골고원의 특징점과 복사뼈의 중앙점 검출 실험에서 상대적으로 우수한 정확도를 보였다. 학습 시간 평가에서는 제안된 모델이 epoch 당 13.2 초의 시간이 소요된 반면 다른 3 개의 모델은 평균 43.2 초에서 57.6 초의 시간을 보임으로써 다른 모델에 비하여 현저히 짧은 시간이 소요됨을 관찰하였다.



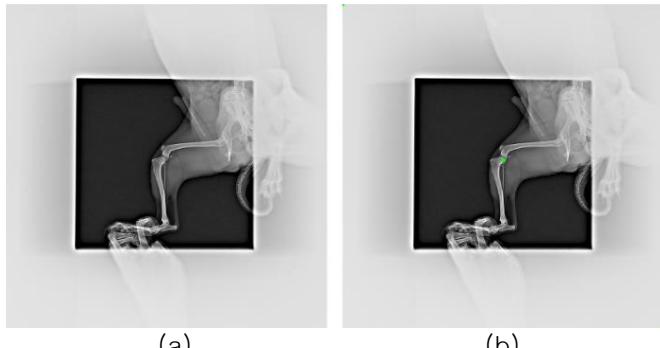
(그림 2) TPA 검출 예시

(그림 4)는 본 논문에서 제안한 2 단계 과정의 효과에 대한 예시로서 전체 영상을 대상으로 적용한 경우 총 201 개의 데이터 중 그림에 제시한 예를 포함한 12 개의 영상에서 추출에 실패한 반면, 제안된 방법에서는 1 개를 제외한 모든 영상에서 특징점을 정확하게 추출하였다.



(그림 3) 특징점 추출 실험 결과:

(a) Our model, (b) ResNeXt50, (c) ConvNeXt, (d) PVT



(a)

(b)

(그림 4) 제안된 모델을 사용한 성능개선 영상 예시:

(a) 영상 원본, (b) 원본 영상을 사용한 실험 결과

4. 결론

본 연구에서 제안한 YOLO 기반 경골영역 추출 기법은 단일 스테이지 디텍터의 형태로 수행이 이루어지기 때문에 수행 속도의 측면에서 매우 유리하다. 또한 경골상단의 과간용기 등 특징점을 추출하는 Resnet 기반 모델은 전체 영상이 아닌 정규화된 ROI 영역에 대하여 적용하므로 학습 속도가 빠르고 피사체와 배경의 변이에 대한 영향이 상대적으로 감소하여 특징점 검출 성능을 개선하게 한다. 이러한 모델은 동물의 심장질환 지표인 VHS 검출 등 다양한 응용에 확장 적용될 수 있는 기반 기술이 될 것이다.

※ 본 연구는 2023년 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 SW 중심대학사업 지원을 받아 수행되었음(2023-0-00055)

참고문헌

- [1] Chuyi Li, Lulu Li, Yifei Geng, Hongliang Jiang, Meng Cheng, Bo Zhang, Zaidan Ke, Xiaoming Xu, and Xiangxiang Chu, “YOLOv6 v3.0: A Full-Scale Reloading,” arXiv preprint arXiv:2301.05586, 2023.
- [2] Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, and Jian Sun, “Deep Residual Learning for Image Recognition,” arXiv preprint arXiv:1512.03385, 2015.