

CNN과 DNN을 활용한 체내 인공 고관절 판독기에 관한 연구

채경민, 최민지, 송기원*
건양대학교, 건양대학교, *건양대학교

ckm0230@hotmail.com, cro015b@naver.com, *kiwonsong@konyang.ac.kr

A study on in-body artificial hip joint reader using CNN and DNN

Kyung Min Chae, Min Ji Choi, Ki Won Song*,

*Department of Medical Information Technology Engineering, Konyang University

요 약

최근 전 세계의 많은 인공관절 제조사에서 자사의 인공관절 제품군의 이미지 판독 시스템의 개발이 활발히 이루어지고 있는 추세이다. 따라서 의료영상처리 분야에서 시각 정보에 기반한 고차원적 추상화를 통한 병변 진단 및 예후 예측에 뛰어나 성능을 보이는 Convolutional Neural Network 기반의 네트워크와 Deep Neural Network 기반의 네트워크가 인공관절 판독에 활용될 때의 성능을 비교하기 위해 모델링을 진행하였다.

1. 서 론

Hip Arthroplasty (고관절 전치환술)은 일반적으로 자연적인 고관절이 관절염이나 고관절 골절, 감염 등으로 고관절을 Implant(인공 보철물)로 교체하는 수술이다. 통증 및 2차 감염 등을 완화하기 위해 정형외과적 수술로 진행되며, 고관절 전치환술의 특징 중 하나는 교체 주기의 존재로, 약 58%는 25년 정도의 기간이 지나면 인공물의 부식 및 손상으로 노후화된 고관절 인공물의 교체 수술, 2차 고관절 전치환술을 하게 된다.[1]

2차 고관절 전치환술은, 제조사마다 규격이 다른 인공관절의 특성으로 인해 과거에 삽입했던 제품과 호환되는 제품을 반드시 사용해야 하는 문제점이 있다. 때문에 고관절 전치환술에 앞서 X-Ray(엑스선, X-Ray Diffraction, XRD) 이미지를 보고 집도의의 경험치로 바탕으로 가장 비슷하다고 생각되는 인공관절을 미리 준비하여 수술을 진행하는 것이 일반적이다. 이러한 수술 방법은 집도의의 임상 경험과 지식에 높은 의존도가 부여된다. 만약 집도의의 임상 경력보다 과거에 만들어진 인공관절이 환자에게 삽입되어있는 경우나 제조사의 파산으로 인한 호환 제품의 부재로 경험치로 바탕으로 예측하기 힘든 문제가 발생하여 고관절 전치환술에 있어, 애로사항이 발생한다. 이와 같은 문제는 집도의에게 수술 전 경험기반 진료에 의존하여 준비하는 제품이 많아지거나 준비하지 못하는 일이 발생하게 된다. 만약 수술이 진행되었음에도 인공관절이 준비되지 않는 경우나 준비한 제품에 호환되는 제품이 없는 경우 환자와 의사 양쪽 모두에게 큰 위험을 초래하는 상황이 발생한다.[2][3]

이러한 문제를 줄이기 위해 정형외과의사와 인공관절 개발자들은 자신이 습득한 데이터를 바탕으로 인공지능을 만들어 해당 문제 해결을 위한 방안을 마련하였고, 대표적인 방안이 Google Playstore에 배포되고 있는 'Devise Health' 사의 'Implant Identifier' 어플리케이션이다.

하지만 평균적으로 메이저 제품군에 한정된 문제점이 있으며, 인공지능 학습에 사용되는 X-Ray 이미지들은 환자 개인정보이며, 전 세계의 많은 인공관절 제조사의 모든 제품을 학습하기에는 현실적으로 어려움이 있어 각 제조사에서 자사 제품군의 분류모델을 개발하여 각 병원에 배포되는 추세이다.

본 연구는 의료영상처리분야에서 시각 정보에 기반한 고차원적 추상화를 통한 병변 진단 및 예후 예측에 뛰어나 성능을 보이는 Convolutional Neural Network(CNN) 구조[4]와 Deep Neural Network(DNN)구조를

바탕으로 모델을 구성하여 고관절 전치환술의 일반적인 진단 체계에서 얻을 수 있는 X-Ray 이미지를 이용하여 실시간으로 환자의 상태와 치료 계획 수립에 필요한 정보를 제공해줄 수 있다.[5]

본 연구의 목표는 의료영상을 CNN기반 모델과 DNN모델에 적용하여 성능을 비교하는 것이다. 이를 위하여 R-CNN[6]과 DNN[7]에 인공 고관절 분류모델을 만들었다.

II. 본론

2.1 Study Cohort

본 연구는 한국산업기술진흥원의 '바이오융복합기술 전문인력 양성사업'을 통해 연결된 (주)코렌텍에서 제공한 환자정보가 비식별화된 인공 고관절 이 삽입된 환자들의 X-Ray 이미지인 Bencox ID Stem_X-ray images fu ap, Bencox M Stem_X-ray images fu ap 이미지 52장과 마찬가지로 Kaggle Dataset Aseptic Loose Hip Implant X-Ray Database 무작위 implant 이미지 200장을 이용하여 각각 Corentec_implant와 Etc_implant 로 정의하고 프로젝트를 진행하였다[8]. 모델 구성에 앞서 데이터의 불균형이 심하여 OpenCV 라이브러리를 통한 데이터 증강 작업과 이물질이 있는 이미지와 낮은 해상도의 이미지를 걸러내는 작업으로 데이터의 균형을 맞추는 작업을 진행하였다. 결과적으로 Training dataset에는 각각 60장을 사용하여 모델을 학습시켰으며, Test dataset에는 각각 20장을 사용하여 테스트 과정을 진행, Validation dataset 또한 각각 20장의 데이터를 사용하여 모델을 평가하기 위해 데이터 셋을 구성하였다.

2.2 Image Segmentation

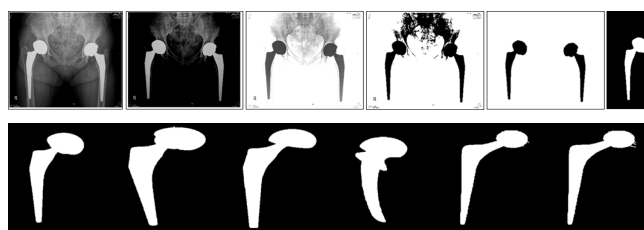


그림 1. R-CNN과 DNN에 입력으로 사용되는 영상 예시

정확한 모델을 뽑아내기 위해서는 인공 고관절이 삽입된 환자들의 X-Ray 이미지는 인공 고관절만을 따로 뽑아내는 영상처리 과정을 거치기로 하였다. 따라서 X-Ray 이미지의 배경을 제거한 후 이진화 작업, 특정 영역 외 객체 제거, 이미지 반전을 통해 모든 이미지를 표준화하는 작업을 거쳤다.

2.3 Modeling

네트워크 모델링을 제작할 때 R-CNN에서는 Convolution block 제작하고, Conv를 두 번 시행하였으며, Batch Normal을 통한 과적합 방지하는 방법을 사용하였다. 또한 Max pooling을 이용하여 Overfitting을 방지하였다. DNN 모델에서는 정규화 -> 훈련/검증세트 분할 -> 층 생성 -> 설정 -> 훈련 -> 평가 과정을 거치며, One-Hot Encoding을 통해 출력층에서 만든 확률과 크로스 엔트로피 손실을 계산한다.

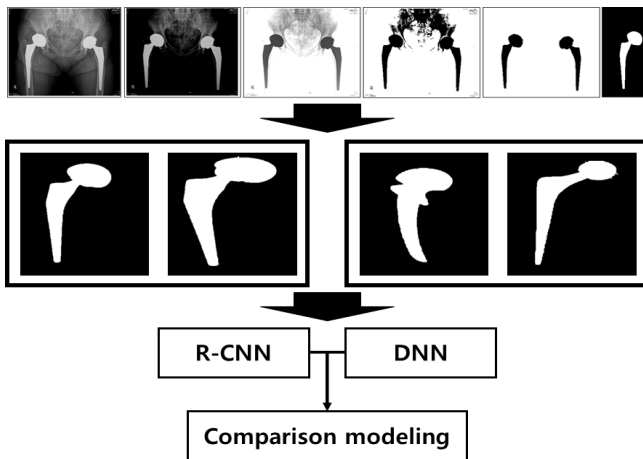


그림 2. Overall workflow

이후 Model accuracy 결과 확인과 시각화 정보로 결과 값을 비교한다.

III. 결론

아래 CNN과 DNN의 그래프를 보면 최대 Model accuracy가 각각 0.9417, 0.9833을 나타냈다.

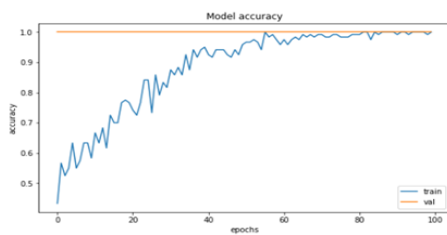


그림 3. CNN의 Model Accuracy

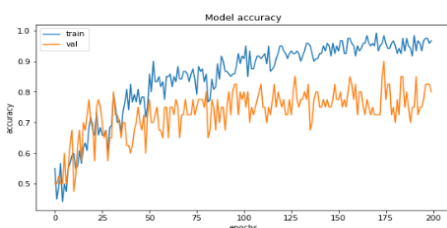


그림 4. DNN의 Model Accuracy

CNN모델은 모델 Loss값의 Validation과 Training 값이 학습이 진행됨에 따라 낮아지고, 모델 Accuracy값의 Training값이 높아지는 것을 확인하였다. 하지만 모델 Accuracy값의 Validation이 1.000을 유지하고 있는 비정상적인 그래프를 그리고 있는데 이것은 적은 데이터의 문

제라고 생각된다. DNN모델은 CNN 모델과는 다르게 Loss값, Accuracy 값의 그래프가 정상적으로 그려지는 것을 확인할 수 있다. 또한 0.83의 준수한 정확도를 나타내고 있는 것을 확인할 수 있다. 하지만 Loss값의 Validation이 학습 진행도에 따라 불안정한 움직임을 볼 수 있는데, 이를 보정하는 작업이 추후 필요해 보인다.

기존에 CNN 기반의 네트워크가 의료영상에서 예후와 관련된 정보와 성능을 추출해 낼 수 있는 것으로 알려져 있었지만, 이번 결과로만 보면 오히려 DNN에서의 모델 성능이 더 잘 나오는 것을 확인할 수 있었다.

비록 해당 수치만으로 모델의 정확도를 일반화할 수는 없겠지만, 본 연구에서는 결과만을 본다면은 DNN 기반의 모델을 사용하는 것이 인공 고관절 사용 환자들의 제품정보를 추출하기에 적절하다고 보였다. 추후 데이터 증강 및 Fine tuning 과정을 거쳐 인공 고관절 판독에 최적화된 모델링을 수행해야 하며, 다양한 제품군의 분류를 진행해야 할 것이다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 2022년도 정부(산업통상자원부)의 재원으로 한국산업기술평화원의 '바이오융합기술 전문인력 양성사업'의 지원을 받아 수행된 연구임(No. P0017805).

참 고 문 헌

- [1] Evans JT, Evans JP, Walker RW, Blom AW, Whitehouse MR, Sayers A (February 2019). "How long does a hip replacement last? A systematic review and meta-analysis of case series and national registry reports with more than 15 years of follow-up". *Lancet*. 393 (10172): 647-654. doi:10.1016/S0140-6736(18)31665-9
- [2] Won YY, Cui WQ, Kim KK, Son SH. Comparison of Digital Templating with Manual Templating for Total hip Replacement *J Korean Orthop Assoc.* (2005) Dec;40(7):929-934, <https://doi.org/10.4055/jkoa.2005.40.7.929>
- [3] (Accessed on: 4th April 2021). Revision Surgery for Hip replacements [Online]. Available: <http://www.cardiffhipandknee.com/hip/hip-revisions>
- [4] Ravi, Daniele, et al. "Deep learning for health informatics." *IEEE journal of biomedical and health informatics* 21.1 (2016): 4-21.
- [5] Shen, Dinggang, Guorong Wu, and Heung-Il Suk. "Deep learning in medical image analysis." *Annual review of biomedical engineering* 19 (2017): 221-248
- [6] Girshick, Ross, et al. "Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation." *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*. (2014).
- [7] Szegedy, Christian, Alexander Toshev, and Dumitru Erhan. "Deep neural networks for object detection." *Advances in neural information processing systems* 26 (2013).
- [8] Tawsifur Rahman, Muhammad Chowdhury, Amith Khandakar, Yazan Qiblawey, "Aseptic Loose Hip Implant X-Ray Database", (2022) Tawsifur Rahman, Dr. Muhammad Chowdhury, Amith Khandakar, & Yazan Qiblawey. (2022). <i>Aseptic Loose Hip Implant X-Ray Database</i> [Data set]. Kaggle. <https://doi.org/10.34740/KAGGLE/DSV/3078704>