

딥러닝 기반 방사선 비투과성 표지자 자동 검출 기법

송영민, 이병대
경기대학교

ymsong@kgu.ac.kr, blee@kgu.ac.kr

Deep Learning-based Automated Detection of Radio-Opaque Markers in X-Ray Images

Youngmin Song Byoung-Dai Lee
Kyonggi University

요 약

본 논문은 딥러닝을 이용하여 대장통과시간(Colon Transit Time, CTT) 검사를 위한 단순복부 X-Ray 영상에서 방사선 비투과성 표지자(Radio-opaque Marker)를 자동으로 검출하는 기법을 제시한다. 대장통과시간 검사는 대장의 운동질환을 평가하는데 있어 가장 기본적인 방법으로 특히 만성 변비증 환자의 병태생리에 따른 유형 분류와 치료 계획을 설정하는데 큰 도움을 주고 있으며, 내과적 또는 외과적 치료 후 평가에도 유용한 검사이다. 대장통과시간 검사는 방사선 비투과성 표지자가 내재되어 있는 캡슐을 복용한 뒤 주기적으로 단순복부 X-Ray 촬영을 통해 구간별로 남아있는 표지자의 수를 세고, 이를 통해 구역별 통과시간을 측정한다. 이 과정에서 판독의가 직접 표지자의 위치 및 개수를 세기 때문에 많은 시간이 필요하게 된다. 따라서 본 논문에서는 이러한 단점을 보완하기 위해 딥러닝 기법을 사용하여 X-Ray 영상 내에서 표지자의 위치를 자동 파악하는 기법을 제시한다.

1. 서론

최근 딥러닝 기술의 급격한 발전으로 인해 영상처리 분야에 많은 영향을 끼치게 되었고, 날이 다르게 발전해 나가고 있다. 이에 힘입어 의료영상 분야에서 딥러닝 기술을 활용하려는 움직임이 매우 활발하게 이루어지고 있다. 임상 의사에 의한 X-Ray, 초음파, CT, MR, PET 등의 의료영상 판독을 딥러닝으로 보완함으로써 더 정확한 진단을 가능하게 하겠다는 취지에서 시작된 움직임이다. 실제로 여러 연구자들이 컴퓨터를 학습시켜 임상 의사의 판독을 보완할 수 있는 항목을 찾는데 주력하고 있다.

변비는 가장 흔한 소화기내과 질환으로 서구에서는 2 ~ 20%, 국내에서는 약 16.5%의 유병률을 보이고 있다. 특히 국내에서 소비되는 변비 치료제는 연간 250 억원으로 변비로 인한 의료 소요는 어느 질환보다 크다고 볼 수 있다. 대장통과시간[1](Colon Transit Time, CTT) 검사는 대장 운동질환을 평가하는 가장 기본적인 방법으로 특히 만성 변비증 환자의 병태생리에 따른 유형 분류와 치료 계획을 설정하는데 큰 도움을 주고 있으며, 내과적 또는 외과적 치료 후 평가에도 유용하다. 대장통과시간을 측정하는 여러 가지 방법 중 방사선 비투과성 표지자(Radio-opaque Marker)를 이용한 X-Ray 검사 방법은 하나의 캡슐에 20 개 또는 24 개의 표지자가 들어있는 캡슐을 3 일에 걸쳐 복용 후 주기적으로 단순복부 X-Ray 촬영을 통해 대장 내에 남아 있는 표지자의 수를 세어서 전체 대장통과시간 및 구역별 통과시간을 측정하는 방법으로 간편하고 재현성이 높고 경제적인 장점이

있어 가장 널리 사용되고 있으나, 각각의 구역에 존재하는 표지자의 위치 및 개수를 판독의가 직접 세기 때문에 10 분 이상의 많은 시간이 소요되는 단점이 존재한다.

본 논문은 대장통과시간 검사 시 딥러닝을 적용시켜 판독의가 직접 X-Ray 영상을 판독하는데 소요되는 시간을 단축시키며 동시에 표지자의 위치를 정확히 파악할 수 있는 기법을 제시한다. 특히 본 논문은 Work-In-Progress 상태로서 현재 다양한 방식으로 학습데이터를 제작하고, 실험 환경을 변화시키면서 연구를 진행하고 있다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2 절에서 딥러닝 기반 방사선 비투과성 표지자 자동 검출 기법을 설명하고, 3 절에서는 실험 결과에 대해 논의하고, 4 절에서는 본 연구의 현재까지 이루어진 실험에 대한 결론을 맺는다.

2. 방사선 비투과성 표지자 자동 검출 기법

2.1 학습데이터 제작 프로그램

대장통과시간 검사는 판독의가 환자의 복부를 촬영한 X-Ray 영상을 사용한다. 환자는 표지자가 들어있는 캡슐을 삼키고 주기적으로 X-Ray 영상을 촬영해 표지자의 위치 또는 개수를 통해 구역별 통과시간을 계산하게 된다. 딥러닝의 학습데이터로서 표지자들의 다양한 모양을 포함하는 실제 환자들의 X-Ray 영상을 수집하기에는 많은 제약이 따르기 때문에 단순복부 X-Ray 영상에 표지자를 합성하여

대장통과시간 검사용 X-Ray 영상을 생성하는 프로그램을 개발하였다. 이를 사용해 실제 대장통과시간 검사에 사용되는 영상과 유사한 X-Ray 영상을 만들어 학습데이터로 사용하였다.

표지자가 체내에서 소화기관을 따라 유동적으로 움직이기 때문에 그림 1 과 같이 표지자가 서로 겹쳐 보이는 표지자가 존재할 수 있고, 위치하고 있는 구역에 따라 표지자의 밝기 또한 달라진다. 다양한 형태로 존재 할 수 있는 표지자를 딥러닝을 이용해 검출해야 하기 때문에 검출의 정확성을 위해 실제 대장통과시간 검사에 쓰이는 영상에서 볼 수 있는 특징들을 최대한 포함하는 학습데이터가 필요하다.

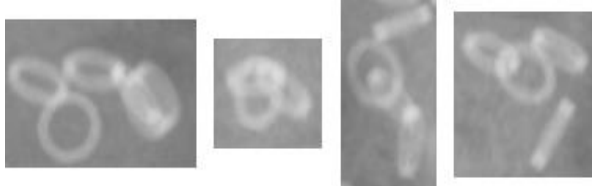


그림 1. 다양한 모양의 방사선 비투과성 표지자

그림 2 은 본 연구에서 개발한 학습데이터 생성 알고리즘을 나타낸다. 합성할 영상 파일의 이름을 입력하고 총 12 개의 구역으로 나뉜 복부의 구역 중 하나 입력한다. 그리고 30 개의 표지자를 한 세트로 하는 2 개의 표지자 세트 중 하나를 입력하고, 마지막으로 합성할 표지자의 개수와 제작할 영상의 개수를 입력한다. 위 과정을 모두 거치면 프로그램은 입력 받은 데이터를 기반으로 해당 구역에서 표지자를 배치할 임의의 위치가 정해진다. 표지자 세트에서 임의의 표지자가 선택되고, 선택된 표지자는 0 ~ 359 도 중 하나의 각도로 회전이 된다. 밝기 또한 -50% ~ +50% 중 임의의 밝기 값으로 변환된다. 모든 작업이 끝나면 X-Ray 영상에 표지자를 합성해야 한다.

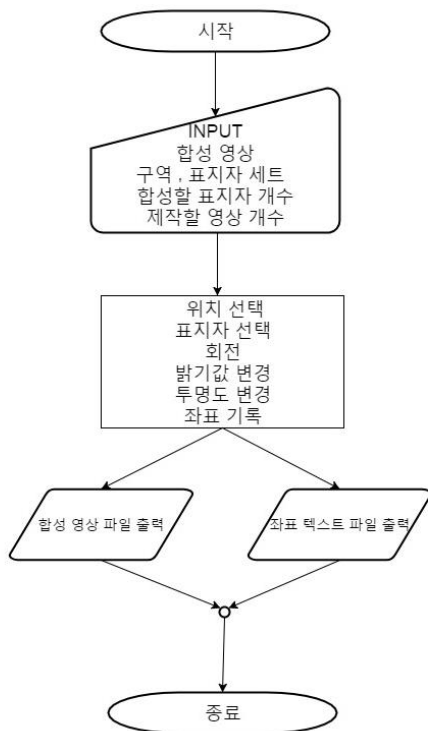


그림 2. 알고리즘 순서도

합성 할 때의 방법으로 표지자가 합성될 곳의 투명도 값을 255 에서 표지자 영상의 투명도 값을 뺀 값으로 설정하고 두 영상의 투명도비율을 적용시켜 자연스러운 합성이 가능하도록 한다. Faster RCNN 의 학습데이터로 합성영상과 영상 내에서 표지자가 합성되는 곳의 좌상단, 우하단의 좌표가 필요하기 때문에 프로그램은 표지자를 합성하면서 두 개의 좌표를 기록하여 텍스트 파일로 저장한다.

그림 3 은 원본영상과 표지자가 합성된 영상으로 원본영상에는 보이지 않던 표지자가 합성영상에 존재하는 것을 확인할 수 있다.

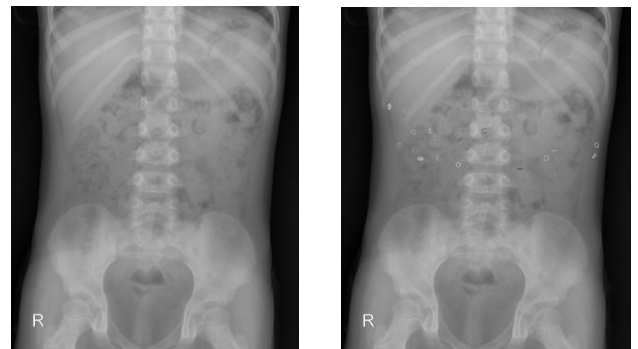


그림 3. 표지자 합성 전 후 비교

2.2 Faster RCNN

본 논문에서 사용하는 딥러닝 기법은 Faster RCNN(Region-based Convolutional Neural Network) [2]으로 객체 검출에 사용되는 기법 중 하나이다. Faster RCNN 은 RCNN[3]과 Fast RCNN[4]의 단점을 보완하면서 발전된 기법이다. 영상이 입력으로 들어오면 합성곱층(Convolution Layer)을 거쳐서 Feature map 을 생성한다. 생성된 Feature map 은 RPN(Region Proposal Network)의 입력이 된다. RPN 은 객체로 보이는 영역(Region of Interest, ROI)들을 추출하며 추출된 ROI 들은 마지막 단계인 분류 단계(Classification)에서 사용된다. Faster RCNN 은 RCNN 및 Fast RCNN 과는 다르게 Region Proposal 단계에서 RPN 을 도입하여 CPU 가 아닌 GPU 를 사용할 수 있게 되었다. 이를 통해 속도측면에서 큰 장점을 가지게 된다. Faster RCNN 논문의 실험 결과는 기존의 RCNN 보다 250 배 빠른 처리 속도를 보이고 있다.

3. 실험 결과

실험의 환경으로 딥러닝 프레임워크 중 하나인 CAFFE[5]를 사용하였다. 단순복부 X-Ray 영상에서 12 개의 구역 중 3 번째 구역에 표지자를 합성한 영상으로 학습데이터를 준비하였고, 표지자가 합성된 영상 파일과 표지자의 좌표가 기록된 텍스트 파일을 각각 2 만개씩 제작하여 학습데이터로 사용하였다.

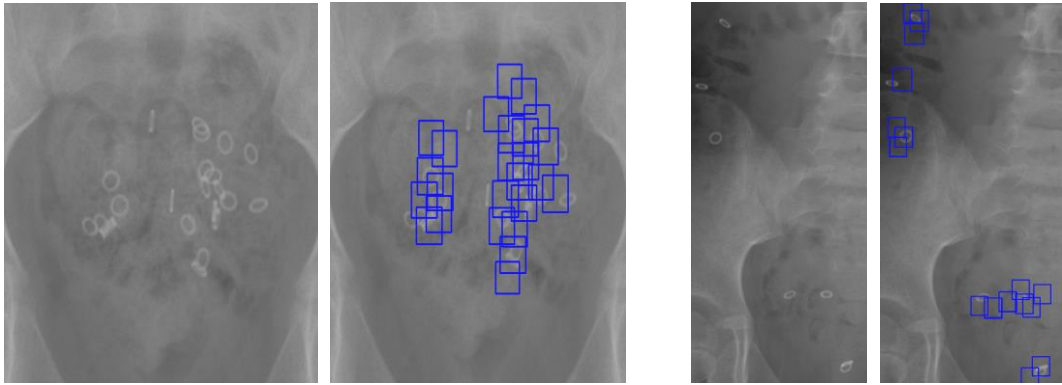


그림 4. 표지자 존재 구역 검출

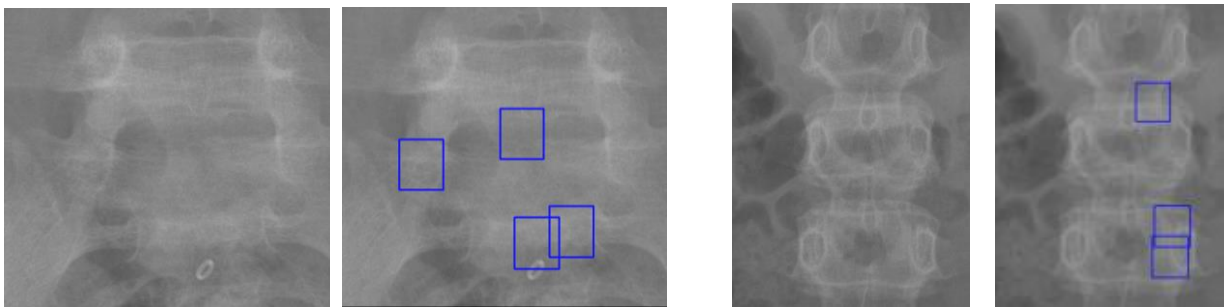


그림 5. 표지자 비 존재 구역 검출

Faster RCNN 의 신경망 구조로는 ZFNet[6]를 사용하였다. 학습은 ZFNet 으로 학습되어 있는 이미지넷 카페모델 (Imagenet caffemodel[7])을 대상으로 Fine Tuning 기법을 적용하여 학습을 수행하였다. 학습이 완료된 후 생성된 카페모델을 기반으로 실제 환자들의 대장통과시간 검사 영상에서 표지자 도출 실험을 진행하였고, 실험의 결과는 다음과 같다. 3 번째 구역에만 표지자가 존재하는 영상을 사용해 학습을 수행하였으나, 3 번째 구역이 아닌 다른 구역에 존재하는 표지자 또한 검출이 가능하였다. 이를 통해 본 연구의 실험이 표지자의 위치를 일정 수준의 정확도로 파악할 수 있다는 것을 확인할 수 있었다. 하지만 표지자가 존재하지 않는 구역이 검출되거나 표지자가 존재하는 구역을 검출하지 못하는 경우도 존재한다. 이러한 경우 표지자의 정확한 개수를 파악하기 어렵다. 문제의 원인은 겹쳐있는 표지자가 존재하는 학습데이터가 부족하거나, 표지자의 밝기와 회전 변화가 임의로 적용되기 때문에 유사한 학습데이터로만 학습이 이루어져서 과적합(Overfitting) 상태에 빠질 가능성도 존재한다. 이러한 문제들을 해결하기 위해서는 학습데이터를 현재보다 많이 만들거나, Faster RCNN 에 사용하는 신경망 구조 또는 미리 학습시켜둔 카페모델을 변경하는 등 여러 가지 방법을 시도해 볼 수 있다. 그림 4 와 그림 5 는 모두 실험 결과 영상이며, 그림 4 는 표지자가 존재하는 구역을 제대로 검출하는 모습을 보인다. 하지만 그림 5 에서와 같이 잘못된 구역이 검출되는 것으로 보아, 표지자의 정확한 개수를 파악하기 어려운 점을 보이고 있다.

4. 결론

본 논문은 대장통과시간 검사 판독에 딥러닝 기법 Faster RCNN 을 적용시켜 단순복부 X-Ray 영상에서 방사선 비투과성 표지자를 검출하는 기법을 제시한다. 현재까지의 실험을 통해 판독 대상 X-Ray 영상에서 표지자의 위치를 일정 수준의 정확도를 가지고 검출할 수 있음을 확인하였다.

현재 실험 결과에서 나타나는 보완해야 할 사항은 표지자 검출의 정확도 향상과 표지자의 정확한 개수 세기이다. 본 연구는 앞으로 이를 해결하기 위해서 더욱 많은 학습데이터를 준비하거나, 신경망의 내부 구조를 변경하여 최적의 결과를 도출하고자 한다.

감사의 글

이 논문은 2016 년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임(No. NRF-2016R1D1A1B03932696)

참고문헌

- [1] 최황, "대장통과시간 (Colon Transit Time) 의 측정." 대한소화관운동학회 춘계학술대회, Vol.9, pp. 198-206, 1999.

- [2] Shaoqing Ren, et al, "Faster r-cnn: Towards real-time object detection with region proposal networks," Advances in neural information processing systems, 2015.
- [3] Ming Liang, and Xiaolin Hu, "Recurrent convolutional neural network for object recognition," Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2015.
- [4] Ross Girshick, "Fast r-cnn," Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2015.
- [5] Caffe, <http://caffe.berkeleyvision.org/> (accessed Jun. 1, 2017).
- [6] M. D. Zeiler and R. Fergus, Visualizing and understanding convolutional neural networks. In ECCV, 2014.
- [7] Imagenet model, https://dl.dropbox.com/s/gstw7122padlf0l/imagenet_models.tgz?dl=0 (accessed Jun. 1, 2017).