

인공지능을 활용한 C-Arm에서 수술용 거즈 검출을 위한 데이터셋 구축 및 검출모델 적용에 관한 연구

김진엽^{1‡} · 황호성^{2‡} · 이병주¹ · 최용진¹ · 이강석¹ · 김호철^{2,3*}

¹가톨릭대학교 은평성모병원, ²을지대학교 일반대학원 의료인공지능학과,
³을지대학교 보건과학대학 방사선학과

A Study on the Dataset Construction and Model Application for Detecting Surgical Gauze in C-Arm Imaging Using Artificial Intelligence

Jin Yeop Kim^{1‡}, Ho Seong Hwang^{2‡}, Joo Byung Lee¹, Yong Jin Choi¹,
Kang Seok Lee¹ and Ho Chul Kim^{2,3*}

¹The Catholic Univ. of Korea Eunpyeong ST. Mary's Hospital

²Department of Medical Artificial Intelligent, Eulji University Graduate School

³Department of Radiological Science, Eulji University Graduate School of Public Health

(Manuscript received 1 August 2022 ; revised 24 August 2022 ; accepted 25 August 2022)

290

Abstract: During surgery, Surgical instruments are often left behind due to accidents. Most of these are surgical gauze, so radioactive non-permeable gauze (X-ray gauze) is used for preventing of accidents which gauze is left in the body. This gauze is divided into wire and pad type. If it is confirmed that the gauze remains in the body, gauze must be detected by radiologist's reading by imaging using a mobile X-ray device. But most of operating rooms are not equipped with a mobile X-ray device, but equipped C-Arm equipment, which is of poorer quality than mobile X-ray equipment and furthermore it takes time to read them. In this study, Use C-Arm equipment to acquire gauze image for detection and Build dataset using artificial intelligence and select a detection model to Assist with the relatively low image quality and the reading of radiology specialists. mAP@50 and detection time are used as indicators for performance evaluation. The result is that two-class gauze detection dataset is more accurate and YOLOv5 model mAP@50 is 93.4% and detection time is 11.7 ms.

Key words: Surgery, Artificial intelligence, Gauze, Object detection, C-Arm

I. 서 론

수술(Surgery)중에는 수술실 내 수술도구들로 인해 많은 사고가 발생한다. 이 중 불의의 사고 또는 의료인의 부주의로 환자의 몸속에 수술도구들이 남겨져 감염(Contamination)을 일으키는 사고가 많이 일어난다. 이러한 수술도구들이 체내

이물질로 환자 몸속에 방치될 경우 다양한 부작용을 일으킨다[1]. 이 중 거즈(Gauze)가 69%로 가장 큰 비중을 차지한다. 특히 거즈가 신체 내에 남겨질 경우엔 Gossypiboma라는 질병도 유발할 수도 있으며 지속적으로 방치하고 치료하지 않을 경우 환자의 생명에 치명적이다[2]. 보고된 통계에 따르면 상하지보다는 흉부와 복부, 골반부의 수술 후 빈번히 발생된다고 알려져 있다[3].

환자 몸속에 거즈가 남겨지는 것을 예방하기 위하여 수술 전후로 거즈 등의 수술 기구 개수를 의료진이 직접 확인한다. 그리고 가장 큰 비중을 차지하는 거즈에 대해서는 방사성 불투과성 물질이 포함된 거즈인 엑스레이거즈(X-ray

*Corresponding Author : Ho Chul Kim

553, Sanseong-daero, Sujeong-gu, Seongnam-si, Gyeonggi-do, Republic of Korea

Tel: +82-31-740-7412

E-mail: tiger1005@eulji.ac.kr

‡Contributed equally to this work.

Gauze)를 사용한다. 만약 수술 후 수술기구 개수가 맞지 않는 경우 이동형 엑스레이 장치(Portable X-ray)를 가지고 X-ray 검사를 하여 영상을 획득한다. 획득한 영상을 거즈의 방사선 불투과성 표시자나 거즈의 섬유에 포함된 기체로 인해 발생하는 소용돌이 형상(Whirl-like appearance) 등의 특징을 활용하여[4] 영상의학과 전문의가 판독해 이물질의 위치를 확인한다. 하지만 이 방법은 수술실에 이동형 엑스레이 장치가 구비되어 있지 않을 경우 적용이 불가하며, 의료진 상황에 따라 영상의학과 전문의 판독이 늦어질 수 있어 환자의 수술완료 및 퇴실의 지연 등으로 인해 추가적인 문제점이 발생할 수 있다.

최근 수술실에는 정형외과와 신경외과 등의 수술을 위하여 C-Arm을 구비하고 있다. C-Arm이란 Image Intensifier에 따라 인체 해부학적 구조의 엑스선상을 영상화 하는 장치로 수술실의 제한된 공간에서 사용된다[5]. 장치를 통해 수술 중 연속적으로 투시를 할 수 있으며 실시간으로 사진을 보면서 시술을 할 수 있기 때문에 정확한 시술과 최소 침습 수술이 가능하다. 이에 병원내 이동형 엑스레이 장치가 구비되지 않은 경우에도 C-Arm을 활용하여 이물질을 찾을 수 있다. 하지만 이러한 경우엔 이동형 엑스레이 장치보다 영상의 질이 좋지 않고, 이전과 동일하게 영상의학과 전문의의 판독이 필요하다[6].

동시에 이물질 검출을 위해 디지털 영상처리기법을 활용하려는 연구가 활발히 진행되어 오고 있다[7]. 하지만 이러한 기법은 다양한 사물들이 겹쳐 있는 수술실 같은 상황에 적용하기 어려웠다. 그리고 실시간 탐지는 높은 정확도를 확보하기가 어려웠다. 하지만 최근 컴퓨터의 하드웨어와 정밀 소프트웨어의 기술 발달 및 획득한 방대한 양의 데이터들을 바탕으로 인공지능을 적용하여 다양한 사물이 겹쳐 있는 환경에서도 높은 정확도와 동시에 실시간 탐지가 가능하다. 특히 이물질 검출분야에서 Machine Learning을 넘어 Deep

Learning연구를 통해 그 검출속도와 정확도가 더욱 향상되었다[8]. 이에 의료영상에도 Deep Learning 기반의 연구가 진행되고 있으나 다양한 질병에 대한 진단, 예측에 국한되어 사용되고 있다[9-10].

따라서 본 연구는 C-Arm을 통해 얻는 의료영상에 타 분야에서 활용중인 이물질 검출에 대한 인공지능 객체 검출모델(Object Detection)을 활용하여 수술 중 남겨져 감염을 일으키는 이물질의 가장 큰 빈도를 차지하는 거즈를 검출하고자 한다. 이를 위해 관련 데이터셋을 구축하고 거즈 검출에 적합한 최적의 인공지능 모델을 선별하여 적용하고자 한다.

II. 연구 방법

1. 사용 장치 및 팬텀

C-Arm은 진단용 방사선 발생장치의 안전관리에 관한 규칙의 검사 기준에 적합한 장치로 Under Tube Type의 SIEMENS사의 Spin과 GE사의 OEC 9800 PLUS를 사용하였다. Detector의 위치는 C-Arm의 조사 중심(테이블로부터 100 cm)에 두었으며, 조사조건은 80 kVp, 3.2 mAs로 조사하였다.

그림 1과 같이 팬텀이 없는 환경과 그림 2와 같이 팬텀이 있는 환경에서 팬텀 위에 거즈 두고 조사 후 영상을 획득하였다. 사용한 팬텀으로는 복부 팬텀에 조직등가팬텀인 미국 Sawbones사의 Vertebroplasty Trunk #1513-38(그림 3)을 사용하였다. 거즈는 방사선 불투과성 표시자를 확인할 수 있는 와이어 형태의 엑스레이 거즈와 패드 형태의 거즈 2가지 종류로 그림 4와 같으며 C-Arm을 사용하여 그림 5와 같이 영상을 획득하였다.

2. 영상획득

수술실 테이블 위에 팬텀을 두었을 때와 팬텀을 두지 않

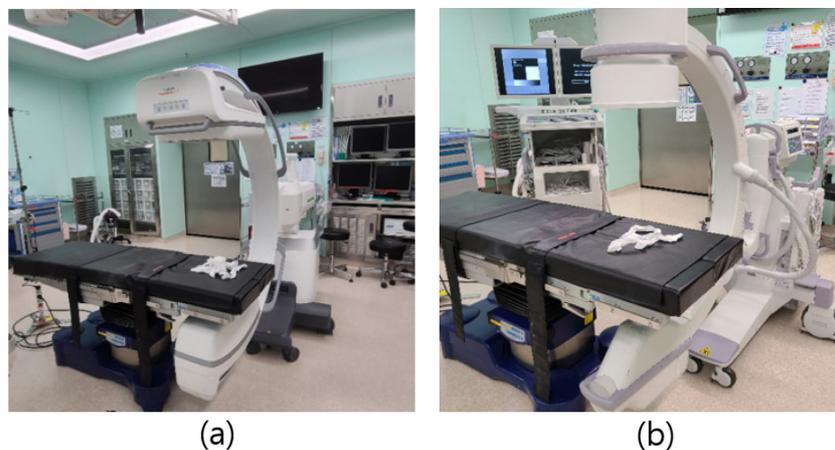


그림 1. SIEMENS사의 Spin(a), GE사의 OEC 9800 PLUS(b)을 이용한 팬텀이 없는 실험환경

Fig. 1. Experimental environments without phantom using SIEMENS Spin(a) and GE OEC 9800 PLUS(b)

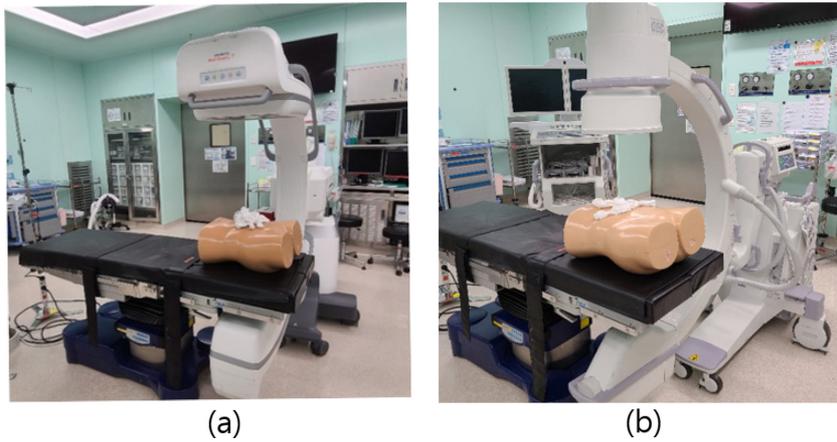


그림 2. SIEMENS사의 Spin(a), GE사의 OEC 9800 PLUS(b)을 이용한 팬텀이 있는 실험환경
 Fig. 2. Experimental environments with phantom using SIEMENS Spin(a) and GE OEC 9800 PLUS(b)



그림 3. Sawbones사의 Vertebroplasty Trunk #1513-38
 Fig. 3. Vertebroplasty Trunk #1513-38 of Sawbones

있을 때로 나누어 실험을 진행하였으며, 각각 와이어 형태의 엑스레이 거즈만 두었을 때, 패드만 두었을 때, 2가지를 같이 두었을 때로 나누어 실험을 진행하였다. 각 거즈의 숫

자는 1개부터 5개까지 무작위로 선정했으며, 거즈의 방향 또한 무작위로 다르게 설정하였다. 거즈의 모양은 거즈끼리 포개거나 거즈를 접는 등의 방식을 통해 영상에 다양한 모습으로 나타나게 실험을 진행하였다.

Spin장치를 활용하여 총 472장을 획득하였다. 세부적으로 표 1과 같이 팬텀이 있을 때 345장과 없을 때 127장을 획득하였다. OEC 9800 PLUS장치로는 총 324장을 획득하였다. 세부적으로는 팬텀이 있을 때 199장과 없을 때 125장을 획득하였다.

인공지능 모델 학습 시 데이터 수 부족과 불균형 문제는 모델 학습 성능 저하의 주요인이 되기 때문에[11] 획득된 영상의 수를 늘려 정확도를 높였다. 본 논문에서는 원본데이터를 수정하지 않고 객체 검출모델 내에서 제공하는 이미지 증강 기술(Image Augmentation)을 활용하여 데이터들을 생성하여 부족한 데이터 수를 보강하였다. 세부적으로 일반적으로 의료영상분야에서 검증된 Scaling, Rotation과 Flipping

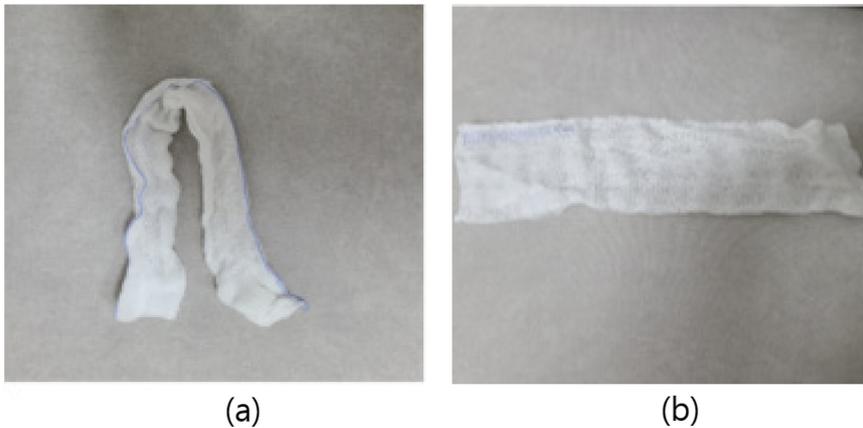


그림 4. 방사성 불투과성 거즈 중 와이어 형태의 거즈(a)와 패드 형태의 거즈(b)
 Fig. 4. The X-ray gauze of wire(a) and pad(b)

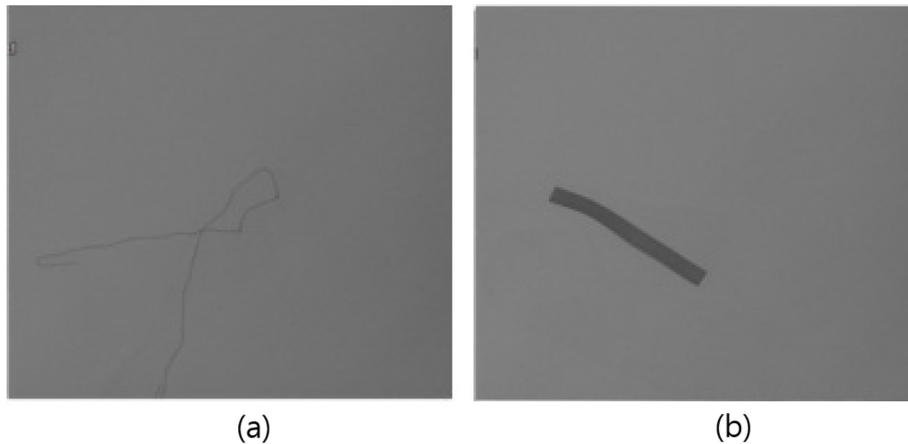


그림 5. 방사성 불투과성 거즈 중 와이어 형태의 거즈(a)와 패드 형태의 거즈(b)의 C-Arm영상
 Fig. 5. C-Arm images of wire(a) and pad(b) gauze

표 1. 학습에 사용된 영상의 수
 Table 1. Number of images used for training

Equipment	Number of images used for training	
	With Phantom	Without Phantom
SPIN	345	127
OEC 9800 PLUS	199	125

을 사용하였고 학습 이미지를 4배 증강하여 2547장을 객체 검출모델을 통해 학습하였다[12]. 데이터셋의 비율은 일반적으로 사용되는 학습데이터와 검증데이터, 테스트데이터의 비율인 6:2:2를 사용하였다.

3. 데이터 전처리

의료방사선영상의 경우 피폭의 위험이 있어 많은 데이터를 얻기 힘들다. 이 때문에 본 연구에서는 데이터가 한정적일 때 효과적인 지도학습(Supervised Learning)을 통해 라벨링(labeling)한 데이터를 활용하여 진행하였다[13]. 지도학습은 라벨링이 인공지능 학습에 절대적인 영향을 끼치기 때문에 각 C-Arm영상에 와이어 형태의 엑스레이거즈와 패드 형태의 거즈를 구분하여 의료영상전문가인 경력 30년 이상의 방사선사 2명과 5년 이하 경력의 방사선사 2명이 그림 6와 같이 라벨링 하였다. 라벨링은 방사성 불투과성 거즈의 종류에 상관없이 단일종류와 엑스레이 거즈와 패드형태의 거즈 2가지 종류를 각각 구분하여 진행하였다.

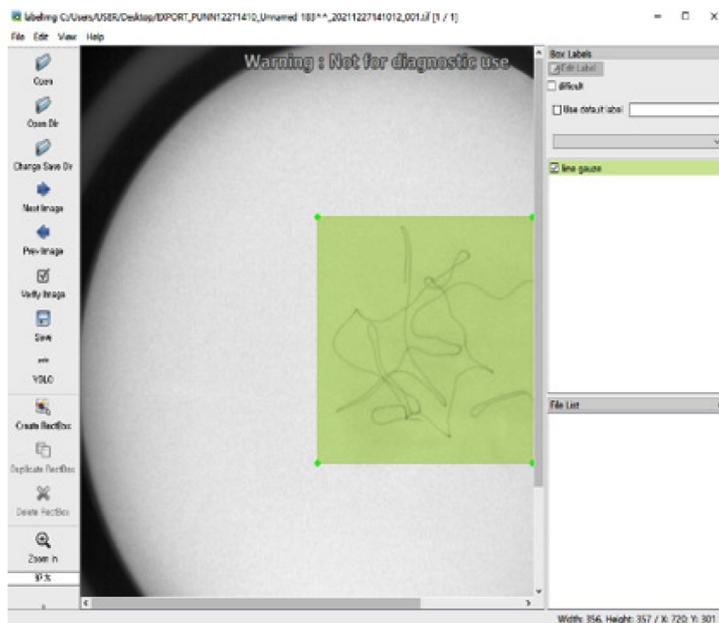


그림 6. C-Arm 이미지에 대한 거즈 라벨링 예
 Fig. 6. Example of labelling the gauze on the C-Arm image

4. 인공지능 학습

인공지능 모델 학습을 위한 PC (Personal Computer)로는 Intel i7-11700K 3.60GHz, 96GB RAM, GeForce RTX 3090 24GB의 사양을 사용하였다. 운영체제로는 Ubuntu 20.04.4 LTS (Focal Fossa)를 사용하였으며 anaconda 프로그램을 이용하여 가상환경을 구축하여 학습을 진행하였다.

거즈 검출의 경우 실시간으로 탐지하고 발견하는 것이 중요하며, 정확도의 경우 장치의 기능을 활용하여 다양한 각도의 영상을 통해 추론이 가능하다. 현재 연구가 활발한 객체검출 인공지능 모델은 크게 두 분야로 나뉜다. 전통적인 개념을 적용하여 검출 속도보다 정확도에 목적을 두는 RCNN (Regions with Convolutional Neuron Networks features) 계열의 인공지능 검출모델과 정확도보다 검출 속도를 향상에

목적을 두는 YOLO (You Only Look Once) 개념의 검출모델이 있다[14]. YOLO는 전체 이미지에 단일 신경망을 적용하여 타 객체검출보다 빠른 실시간 탐지가 가능하다[15]. 이에 거즈 검출모델로 YOLO를 선정하였으며 해당 모델을 버전별로 사용하여 그림 7과 같이 학습을 진행하였다.

III. 연구 결과

객체 검출모델의 성능평가를 위해서는 여러가지 지표가 사용된다. 이중 기본적인 것이 Recall (Sensitivity), Precision (Specificity)이며, 객체 검출모델에서는 주요 성능지표로 mAP(mean Average Precision)와 검출시간을 사용한다. Recall은 식 (1)과 같이 객체 검출모델로 검출한 것 중 관련 있는 것으로 분류된 결과물의 비율이다. Precision은 식

294

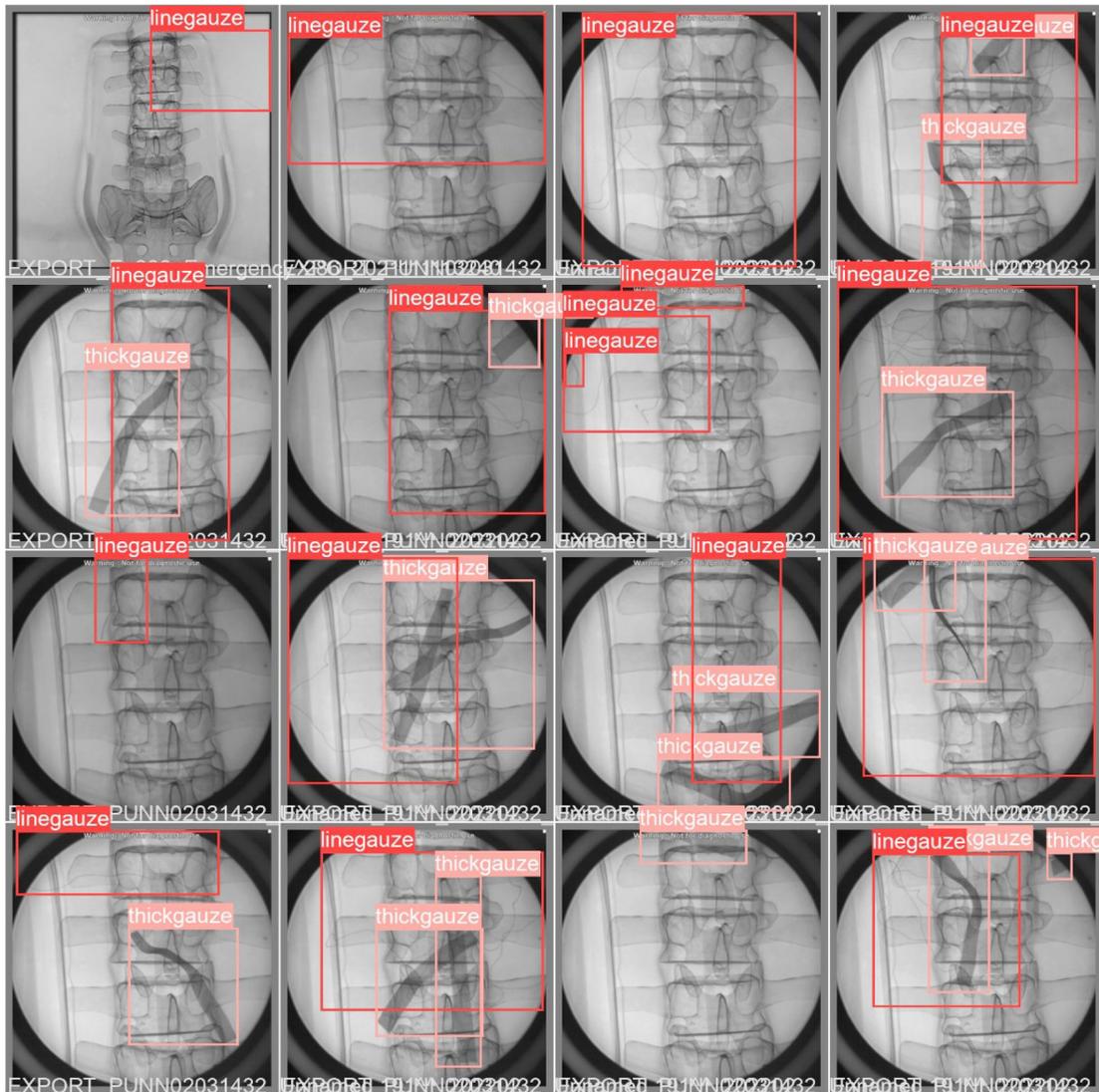


그림 7. YOLOv5를 이용한 거즈 검출학습 예
Fig. 7. Example of training gauze detection using YOLOv5

(2)와 같이 관련 있는 것으로 분류된 항목들 중 실제 객체 검출모델이 검출한 것의 비율이다.

$$Recall = \frac{True\ Positive}{True\ Positive + False\ Positive} \quad (1)$$

$$Precision = \frac{True\ Positive}{True\ Positive + False\ Negative} \quad (2)$$

mAP은 AP(Average Precision)의 클래스(Class)평균값으로, AP은 Recall과 Precision의 성능비교 그래프를 나타낸 후 그래프의 아래에 포함된 면적으로 계산할 수 있으며 그 값은 식 (3)과 같다. 이때 클래스는 본 연구에서는 엑스레이거즈와 패드 두가지를 하나로 본 것과 각각 구분한것으로 나누어 실험하였다.

$$AP = \sum_{k=0}^{n-1} [recall(k) - recall(K+1)] * precision(k),$$

$$n = \text{Number of thresholds} \quad (3)$$

추가적으로 어느 정도 위치를 정확히 탐지하였는지에 대한 성능지표로 IoU(Intersection of Union)가 사용된다. IoU는 식 (4)와 같이 위치의 정확성을 평가하는 영역이다.

$$IoU = \frac{\text{Area of overlap}}{\text{Area of union}} \quad (4)$$

본 연구에서는 단일 영상에서의 정확한 위치 탐지보다 실시간 검출에 목적이 있으므로 해당 검출모델을 활용하여 물체가 있는지 여부를 검출하기까지의 시간인 검출시간

(Detection time)과 mAP에 대해 50%의 IoU인 mAP@50을 최종 성능 평가 지표로 사용하였다.

학습 결과 방사성 불투과성 거즈의 종류에 상관없이 단일 클래스로 학습한 후 결과는 표 2과 같이 나타났으며 엑스레이 거즈와 패드형태의 거즈 2가지 클래스를 각각 구분하여 진행하였을 때 표 3과 같이 성능을 보였다. 그 결과 거즈 종류를 2가지 클래스로 구분하여 진행하였을 때 모든 모델에서 mAP@50이 높고 YOLOX를 제외한 나머지 모델들의 검출시간이 짧았으며, 그때 YOLOv5의 mAP@50이 93.4%, 검출시간이 1.7 ms으로 가장 좋은 것으로 나타났다.

IV. 고찰 및 결론

수술 중 실수로 인해 거즈가 몸속에 잔류하게 되면 여러 질병을 야기할 수 있어 의료진의 주의가 필요하며 만약에 이를 놓칠 경우 반드시 제거해야 한다. 수술 후 거즈가 완전히 제거되었는지를 알기 위하여 방사성 불투과성 물질이 포함된 청색의 바륨 고무사가 부착되어 있는 거즈인 엑스레이 거즈를 사용한다.

엑스레이거즈는 방사성 불투과성의 차단 효과를 지닌 물질이 부착되어 있지만 여러 종류의 수술 기구와 다양한 해부학적 특징을 가진 인체 구조와 겹치게 되면 육안으로는 발견이 쉽지 않다. 그렇기 때문에 대부분의 수술실에는 엑스레이 거즈를 확인하기 위한 방법으로 화질이 우수한 이동형 엑스레이 장치를 사용한다. 그러나 수술실 내에 구비되어 있지 않은 경우도 많아 수술 중 즉시 거즈 위치를 파악하는 것이 지연될 수 있다는 문제점이 있다. 또한, C-Arm

표 2. 단일 클래스 거즈에 대한 객체 검출모델성능

Table 2. One class gauze detection performance of the object detection model

Model	Detection Performance			
	YOLOv3	YOLOv4	YOLOv5	YOLOX
Recall (%)	78	86.44	42.12	76
Precision (%)	55	53.81	28.43	52.5
mAP@50 (%)	72.8	84.70	38.45	54.5
Detection time (ms)	13.7	23.1	11.7	15.2

표 3. 2가지 클래스 거즈에 대한 객체 검출모델성능

Table 3. Two class gauze detection performance of the object detection model

Model	Detection Performance			
	YOLOv3	YOLOv4	YOLOv5	YOLOX
Recall (%)	81.4	89	97	85
Precision (%)	90	94	82	87
mAP@50 (%)	87.3	91.36	93.4	84.4
Detection time (ms)	14.4	19.38	11.7	21.7

의 경우 수술 중 감염에 대비하여 Tube와 Detector 그리고 C-Arm까지 멸균포로 덮어 검사하지만, 이동형 엑스레이 장치의 경우 Detector에만 멸균포를 씌워 검사하여 수술실 내 감염에 취약하다는 문제점이 있다.

이에 본 연구는 거즈의 잔류 여부를 확인하기 위한 방법 중 수술 기구를 정확한 위치에 삽입하게 해주고 수술시간을 단축시켜주며 정확한 정복술 등의 장점이 있어 수술실에 구비된 있는 C-Arm장치를 이용하여 수술 상황에서 즉각적으로 거즈의 위치를 파악하고자 하였다. 또한 C-Arm영상에 인공지능을 검출모델을 적용해 거즈 검출 판독을 보조하게 함으로써 낮은 영상의 질을 보완하고 영상의학과 전문의의 판독 과정까지의 시간을 줄여 빠른 처리가 가능하게 하고자 하였다. 특히 잔류 빈도가 높은 복부를 대상으로 영상 데이터를 획득하였다.

인공지능 객체 검출모델 YOLO는 영상 속 물체에 대한 위치정보인 경계 상자와 그 클래스를 동시에 예측한다. 이 모델은 기존의 이미지 전체를 반복 학습하고 여러 장으로 분할하던 CNN개념에서 벗어나 이미지를 한 번만 학습하고 CNN처럼 이미지를 여러 장으로 분할하지 않고 통합하는 개념의 모델이다. 구체적으로 새로운 이미지를 학습할 때 이미지를 그리드 영역으로 한번 나누고 이것을 중심으로 미리 정의된 형태로 지정된 경계 박스의 개수(Anchor Boxes)를 예측한다. 이 경계박스를 기반으로 신뢰점수(confidence score) 계산하고 이 점수가 높은 위치를 선택해 객체 카테고리들을 파악한다. 이때문에 기존의 모델보다 빠른 성능으로 실시간 객체 검출이 가능하다. 이후 YOLO의 검출 성능 및 속도를 향상시키기 위해 꾸준히 버전이 업데이트 되어 현재까지 신뢰성 높은 객체 검출모델로 널리 사용되고 있다. 이후 다양한 인공지능 라이브러리를 활용하여 모델을 개선하는 연구도 이루어지고 있다. 이에 본 연구의 실시간 거즈 검출 및 C-Arm의 다양한 기능을 이용하여 위치를 파악하고자 하는 목적에 부합하여 YOLO모델의 다양한 버전을 구현하여 학습을 진행하였다.

본 연구를 통해 표 2, 3과 같이 엑스레이거즈와 패드형태의 종류를 각각 구분하여 검출하는 것이 정확하며, YOLOX를 제외한 나머지 모델에서는 검출시간도 제일 빨랐다. 다만 YOLOX의 경우 단일클래스로 구분하지 않고 학습했을 때 정확도가 너무 낮아 검출시간이 빨라도 유의미한 결과라고 생각되지 않았다. 그리고 표 3과 같이 객체 검출모델 중에는 YOLOv5가 가장 정확하고 검출 속도도 빨라 실시간 검출에 제일 부합한다는 것을 알 수 있었다.

본 연구는 다양한 분야에서 각광받고 있는 인공지능을 의료영상에 결합하는 기존의 많은 연구에서 착안을 하였고, 수술실에서 접근하기 쉬운 장치인 C-Arm을 가지고 데이터셋을 구축 및 검증하였다. 이후 데이터셋에 적절한 라벨링 방법을

발견하였으며 성능이 우수한 객체 검출모델을 선별하였다. 이 모델이 임상에 적용된다면 거즈의 유무를 빠르게 확인할 수 있고, 이로 인해 환자의 개복 또는 퇴실 결정을 빠르게 할 수 있어 수술시간 증가에 따른 환자의 부작용도 줄일 수 있다. 그리고 영상의학과 전문의의 판독 전 기초적 정보를 제시하여 판독의 정확도를 높일 수 있다는 점에서 임상적 가치가 있는 연구라고 사료된다.

하지만 본 연구는 C-Arm영상에서 복부에 한정되어 연구를 진행하였기 때문에 해부 구조가 다른 두부와 흉부 그리고 사지에서 얻은 데이터로 추가 연구를 진행할 예정이다. 그리고 데이터 셋 추가 검증을 위해 일반촬영 영상과 같은 다른 의료 영상에도 추가 연구가 이루어져야 할 것으로 판단된다.

References

- [1] Choi JH, Kim GD, Keh SY, Jang JY, Choi HY, Yoon JH. Diagnostic Imaging Features of Abdominal Foreign Body in Dogs; Retained Surgical Gauze. *Journal of veterinary clinics.* 2011;28(1):94-100.
- [2] Kang DB, Kim SH, Oh JT, Kim HY. Pelvic mass caused by gossypiboma. *Obstetrics & Gynecology Science.* 2009;52(4):476-9.
- [3] Oh JY, Shin HK, Won YS, Lee JW, Yang JS. A Forgotten Surgical Gauze after Surgery that Mimicked Aspergilloma - A case report -. *The Korean Journal of Thoracic and Cardiovascular Surgery.* 2007;40(8):590-2.
- [4] Abdul-Karim FW, Benevenia J, Pathria M, Makley J. Case report 736: Retained surgical sponge (gossypiboma) with a foreign body reaction and remote and organizing hematoma. *Skeletal radiology.* 1992;21(7):466-9.
- [5] Gebhard F, Weidner A, Liener UC, Stöckle U, Arand M. Navigation at the spine. *Injury.* 2004;35(1):35-45.
- [6] Cho YC, Jang SM, Park SW, Choi BH, Ha JH, Son JH, Sung IY. Removal of foreign body on cheek using endoscope and C-arm fluoroscopy. *Journal of the Korean Association of Oral and Maxillofacial Surgeons.* 2011;37(3):234-6.
- [7] Hussin R, Juhari MR, Kang NW, Ismail R, Kamarudin A. Digital image processing techniques for object detection from complex background image. *Procedia Engineering.* 2012;41:340-4.
- [8] Lim BH, Jeong SS, Yu YS. Deep Learning Method for Improving Contamination Detection of X-ray Inspection System. *The Korean Institute of Information and Communication Sciences Conference.* 2021;460-2.
- [9] Hong JY, Park SH, Jung YJ. Artificial Intelligence Based Medical Imaging: An Overview. *Journal of radiological science and technology.* 2020;43(3):195-208.
- [10] Noh SH, Kim JE, Lee CS, Kim TH, Kim KW, Yoon KH, Jeong CW. Development of Web Service for Liver Cirrhosis Diagnosis Based on Machine Learning. *KIPS Transactions on Computer and Communication Systems.* 2021;10(10):285-90.
- [11] Provost F. *Machine Learning from Imbalanced Data Sets* 101. 2018.
- [12] Chlap P, Min H, Vandenberg N, Dowling J, Holloway L,

- Haworth A. A review of medical image data augmentation techniques for deep learning applications. *J Med Imaging Radiat Oncol.* 2021;65(5):545-63.
- [13] Oh MJ, Choi ES, Roh KW, Kim JS, Cho WS. A Study on the Design of Supervised and Unsupervised Learning Models for Fault and Anomaly Detection in Manufacturing Facilities. *Korea Bigdata Society.* 2021;6(1):23-35.
- [14] Redmon J, Divvala S, Girshick R, Farhadi A. You only look once: Unified, real-time object detection. *2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition.* 2016;779-88.
- [15] Lee YH, Kim YS. Comparison of CNN and YOLO for Object Detection. *Journal of the semiconductor & display technology.* 2020;19(8):85-92.