

딥러닝을 활용한 안진 검사 영상에서의 동공 움직임 분석 알고리즘

An Algorithm for Analysis of Pupil Motion in Nystagmography Videos Using Deep Learning

이기표¹, 권처영², 조성호³, 이주형⁴, 한규철⁵, 김영재⁶, 김광기^{7*}

Gi Pyo Lee¹, Chu Young Kwon², Cho sung ho³, Ju Hyoung Lee⁴,
Gyu Cheol Han⁵, Young Jae Kim⁶, Kwang Gi Kim^{7*}

요 약

본 연구에서는 동공 검출 및 동공 움직임 분석을 위하여 딥러닝 기술을 활용한 동공 움직임 분석 알고리즘을 제안한다. 동공 움직임 분석 알고리즘은 딥러닝 기반의 동공 검출과 검출된 동공 결과를 활용하여 동공의 중심좌표를 계산하고 이를 시계열 데이터화하고 그래프 화하는 과정으로 구성된다. 동공 검출을 위하여 U-Net을 기반으로 한 동공 영역 분할 학습모델을 개발하였으며, 770장의 테스트 데이터를 사용하여 모델의 성능을 검증하여 97.7%의 민감도와 98.3%의 다이스 유사계수를 나타냈다. 알고리즘 성능 분석을 위하여 Ground Truth 데이터와 딥러닝 학습모델의 동공 분할 데이터를 알고리즘에 적용하여 추출한 중심좌표를 분석한 결과, 총 3명의 환자에 대한 전체 평균 성능은 1.19, 0.59, 0.78의 MAE와 1.69, 1.05, 1.19의 RMSE를 보여 높은 알고리즘 성능을 보였다. 또한 동공 중심의 움직임을 분석하기 위하여 이를 그래프로 시각화하여 나타냈다. 다양한 환경의 촬영 데이터 수집과 추가 학습을 통한 학습모델의 성능 고도화를 통해 분석 알고리즘의 성능을 향상시켜 환자와 임상자에게 도움을 줄 수 있다.

핵심어 : 안진, 동공, 딥러닝, 움직임 분석, 알고리즘

- 1 Department of Health Sciences and Technology, GAIHST, Gachon University, Incheon, Korea [Graduate Student]
e-mail: pigyo123@gachon.ac.kr
 - 2 Department of Biomedical Engineering Medical Center, College of Medicine, Gachon University, Incheon, Korea [Researcher]
e-mail: beefbreaker2020@gmail.com
 - 3 Institute for Healthcare Research, AMJ Co. Ltd, Gyeonggi-do, Korea [CTO]
e-mail: whitemail@naver.com
 - 4 Department of Otolaryngology-Head & Neck Surgery, Gil Medical Center, Gachon Medical School, Incheon, Korea [Professor]
e-mail: febent@gilhospital.com
 - 5 Department of Otolaryngology-Head & Neck Surgery, Gil Medical Center, Gachon Medical School, Incheon, Korea [Professor]
e-mail: han@gilhospital.com
 - 6 Department of Biomedical Engineering, College of IT Convergence, Gachon University, Gyeonggi-do, Korea [Associate professor]
e-mail: youngjae@gachon.ac.kr
 - 7 Department of Biomedical Engineering Medical Center, College of Medicine, Gachon University, Incheon, Korea [Professor]
e-mail: kimkg@gachon.ac.kr (Corresponding author)
- * 본 연구는 2021년도 중소벤처기업부의 기술개발사업 지원에 의한 연구임 [S3141998].

Received(August 22, 2022), Review Result(1st: September 18, 2022), Accepted(October 14, 2022), Published(October 31, 2022)



© 2022 The Authors. Published by NCIS.
This is an open access article licensed under the Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.
To view a copy of this license, visit <http://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/>.

Abstract

In this paper, we propose a pupil motion analysis algorithm using deep learning technology for pupil detection and pupil motion analysis. The pupil motion analysis algorithm consists of deep learning-based pupil detection and the process of calculating the center coordinates of the pupil using the detected pupil results, generating time series data, and graphing them. For pupil detection, a pupil region division learning model based on U-Net was developed, and the performance of the model was verified using 770 test data, showing 97.7% sensitivity and 98.3% dice similarity coefficient. As a result of analyzing the central coordinates extracted by applying Ground Truth data and pupil segmentation data from deep learning training models to the algorithm, the overall average performance for a total of three patients showed a high algorithm performance of 1.19, 0.59, and 0.78 MAE and 1.69, 1.05, 1.19. In addition, the results were visualized and shown as a graph in order to analyze the movement of the pupil. It is possible to help patients and clinicians by improving the performance of the analysis algorithm through the collection of filming data in various environments and upgrading the performance of the learning model through additional learning.

Keyword : nystagmus, pupil, deep learning, motion analysis, algorithms

1. 서론

안진 (Nystagmus)이란 원하는 물체의 상을 망막에 안정되게 유지 시키는 역할을 하는 안구운동계에 발생하는 장애 현상이다. 안구가 원하는 위치에 머물러 있지 못하고, 주시점으로부터 서서히 벗어나게 되면서 물체의 상이 중심오목에서 벗어나게 된다. 이를 교정하기 위해 원래의 위치로 돌아가려는 신속안구운동이 발생하게 됨으로써 발생한다 [1-3]. 이러한 안진은 말초전정기능으로부터 대뇌에 이르는 복잡한 안구운동계 이상을 반영하는 매우 어려운 증상으로, 평형 장애를 가진 환자에게서 기질적 질환의 여부를 판단하는 데 결정적인 역할을 한다. 따라서 안진 검사 시에 안진의 방향, 정도, 주시 방향에 따른 변화를 자세히 관찰해야 한다.

안진 외에도 사시, 외안근마비 등 안구 운동 이상 질환이 있는 환자에게는 안구운동을 시간대별로 분석하는 것이 필요하다. 안구운동 기록과 안구 운동 이상을 진단하기 위해 가장 보편화된 방법은 전기안진도 방법이다. 전기안진도 (electro-nystagmography) 방법은 눈 주위의 피부에 전극을 부착한 후 안구운동 시에 발생하는 탈분극 현상을 전기적 신호로 증폭하여 안구 운동의 진폭을 시간대별로 그래프 화하는 방식이다. 그러나 이는 인체에서 발생하는 아날로그 전기 신호를 증폭하여 사용하기 때문에 외부의 잡신호 (noise)에 큰 영향을 받으며, 부착하는 전극의 위치나 상태에 따라 오차가 발생하는 단점이 있다 [4].

이러한 검사법의 단점을 해결하기 위하여 디지털 방법을 활용한 검사법이 활발하게 연구되고 있으며 비디오 카메라로 눈운동을 녹화한 후 이를 시간대별로 기록하는 방식인 영상 안진검사 (VOG)를 활용하는 연구가 다수 발표되고 있다 [5-7]. 이들의 공통된 방식은 녹화 영상에서 동공을 검출 및 추적하는 방법이며, 동공 검출과 추적은 AR/VR 기술에서도 다양하게 활용되기 때문에 이

를 위한 다양한 기술이 소개되고 있으며, 머신러닝이나 딥러닝 기반의 기술이 활발하게 사용되고 있다 [8]. Cai 등은 머신러닝 기법과 Daugmand의 연산자 [9]를 적절하게 활용하여 동공의 위치를 찾아내는 새로운 방식을 제안하였다 [10]. 입력 영상으로부터 얼굴 영역을 검출하고 검출한 얼굴로부터 POSIT 알고리즘 [11]을 사용하여 머리의 자세와 Supervised Descent Method (SDM) [12]을 사용하여 얼굴에 나타나는 랜드마크를 추정하였다. 추정한 랜드마크 정보를 통해 눈 영역을 추출하고, 머리의 자세에 따라 적응적으로 선택한 계층적 커널을 이용하여 눈 영역과의 합성 곱(convolution)을 적용하게 된다. 합성 곱을 통해 일종에 attention이라고 볼 수 있는 integro map을 생성하게 되고, 인접한 integro map 사이의 차를 계산하여 이에 대한 response map들을 추출한다. 추출한 response map으로부터 최댓값을 추출하여 최종적인 하나의 response map을 획득하고 이를 토대로 동공 위치를 추정하게 된다. 또한 Yiu 등 [13]은 U-Net을 이용하여 동공 중심 위치를 추정하는 기법인 DeepVOG를 제안하였으며, 이는 U-Net 구조에 기반을 두어 각 레이어의 필터 수와 패딩(padding)의 형태 등을 수정하여 출력 결과로서 눈 영역에 대하여 동공에 대한 확률지도 형태로 보여준다. 또한, Xia 등 [14]은 입력 영상에서 얼굴 영역만을 검출하고, 검출한 영상을 인코딩(encoding) 과정을 통해 convolution block에 적용하여 receptive field를 계산한다. 이를 다시 디코딩(decoding) 과정을 거쳐 최종적으로 좌우 눈들에서의 동공 확률지도를 획득하고 이를 통해 동공의 위치를 추정할 수 있도록 하였다.

하지만 안진 검사를 위하여 동공 검출과 동시에 안구의 움직임을 분석하는 연구는 매우 적다. 또한, 안진 검사는 일정한 시간 동안 진행되는 본 연구는 딥러닝 기술을 활용하여 안진 검사 영상에서의 동공 영역을 분할하고 동공 중심좌표를 추적하여 안구운동을 기록할 수 있는 알고리즘을 개발하였다.

2. 본론

2.1 데이터

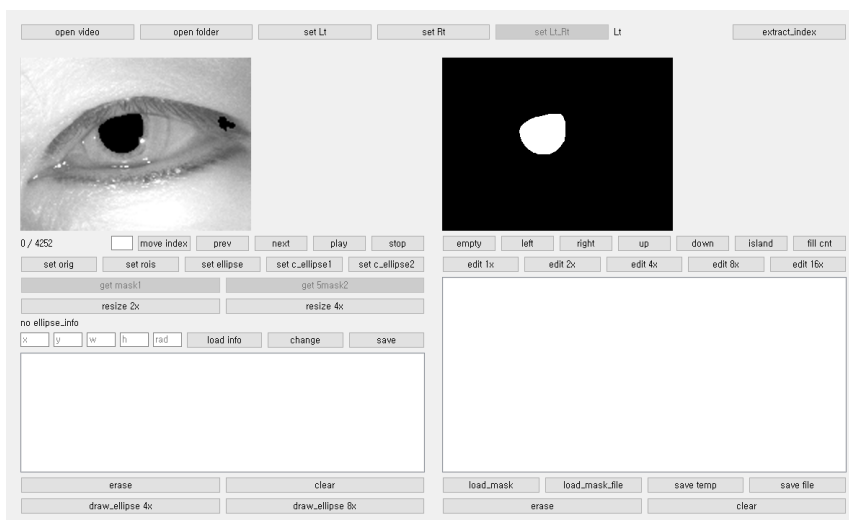
본 연구는 가천대학교 길병원에서 안진 검사 환자의 기본적 의무기록과 비디오 안진 검사 데이터를 수집하였다. 2021년 9월~2022년 8월까지 가천대학교 길병원을 방문하여 비디오 안진 검사를 진행한 환자 18명의 비디오 영상 데이터를 수집하였다. 동공 분할 모델 개발을 위해 비디오 데이터 중 동공 영역이 포함된 프레임 이미지를 추출하여 딥러닝 학습을 위한 영상 데이터를 수집하였다.

딥러닝 학습 데이터 구축을 위하여 전처리 알고리즘을 통해 영상에 나타난 좌, 우 영역을 각각 분할하여 좌, 우의 눈 영역을 추출하였다. 추출한 이미지는 320x240 크기로 조절하였으며, grayscale로 영상을 변환하여 저장하여 총 1,080장의 이미지를 수집하였다. 수집한 영상은 데이터 증강을 위

하여 좌우 반전(horizontal flip)을 적용하여 이미지를 생성하였으며, 이를 회전(random_rotate, $\leq 15^\circ$), 좌우 이동(width_shift, 5%)을 랜덤하게 적용하여 총 6,480장의 학습에 활용하기 위한 증강 이미지를 생성하였다.

2.2 데이터 레이블링

본 연구에서는 동공 분할 학습모델 개발을 위하여 학습에서의 정답 결과로 사용되는 Ground Truth (GT) 데이터를 확보하기 위하여 전용 레이블링 프로그램을 개발하였다. [그림 1]은 레이블링을 위하여 개발한 전용 레이블링 프로그램이며, 해당하는 동영상 데이터를 열게 되면 좌우 중 한 영역에 대한 영상 재생이 가능할 수 있도록 한다. 또한, 프레임별로 이미지를 추출하여 프레임마다 폴리곤 (polygon), 타원 (ellipse) 타입으로 동공 영역을 레이블링할 수 있도록 한다. 작업한 레이블링 정보는 각 프레임 정보와 작업한 레이블링 타입에 따른 좌표 정보 등을 포함하여 xml 형태의 파일로 저장된다. 동공 영역 레이블링은 교육받은 안과 전문의가 수동으로 영역을 표시하여 레이블링 데이터를 생성하였다.



[그림 1] 데이터 레이블링 전용 프로그램

[Fig. 1] Fig. 1 program for data labeling

2.3 동공 분할 모델 개발

동공 분할 모델 개발을 위하여 CNN 모델 중 U-Net 모델 아키텍처를 사용하였다 [15]. U-Net 모델은 의료영상을 활용하는 영역 분할 학습을 위하여 고안된 CNN 모델로 다양한 연구에서 사용되

고 있다. 학습 데이터셋은 추출한 원본 이미지, 좌우 반전을 통해 획득한 이미지 각 1,080장 (총 2,160장), 데이터 증강을 통해 획득한 이미지 6,480장을 사용하여 총 8,640장으로 구축하였다. 딥러닝 학습에 사용되는 학습 데이터와 학습 과정에서의 모델 학습 성능 검증을 위한 검증데이터를 80:20 비율로 설정하여 학습 데이터 6,912장과 검증데이터 1,728장으로 분리하여 학습에 적용하였다.

딥러닝 학습을 위한 개발 환경은 Python (version 3.7.12)을 사용하였으며, 이미지 전처리 및 딥러닝 학습을 위하여 Tensorflow (version 2.6.0), Keras (version 2.6.0), OpenCV (version 4.5.1) 라이브러리를 사용하였다. 딥러닝 학습은 1개의 NVIDIA RTX A5000 (24GB)를 사용하여 진행하였다. 모델 학습에서 학습률 (learning rate) $1e-4$, 에폭 (epochs) 30, 배치 사이즈 (batch size)는 5로 설정하여 학습을 진행하였다.

2.4 딥러닝 기반 안진 동공 움직임 분석 알고리즘 개발

본 연구에서는 안진 발생 시의 동공의 움직임을 분석하기 위하여 동공 움직임 분석 알고리즘을 개발하였다. 비디오 안진 검사 영상을 입력 데이터로 사용하여 프레임 이미지를 추출한다. 추출한 이미지는 개발한 동공 영역 분할 모델에 적용하여 각 영상에서의 동공 영역을 추출한다. 추출된 동공 영역의 최외곽에 위치하는 contour 좌표들을 추출한다. 추출한 좌표들을 통해 ellipse fit 알고리즘을 수행하여 최소제곱오차(least square error)를 가지는 타원을 계산한다. 이를 통해 계산한 타원의 중심좌표를 해당 프레임에서의 동공 중심좌표로 저장한다.

비디오 안진 검사 영상 중 눈을 완전히 감아 딥러닝 학습모델이 동공 영역을 전혀 분할하지 못하는 구간이 발생한다. 이러한 경우 동공 중심좌표에 대한 시계열 데이터에 대하여 누락이 발생하여 큰 오류로 작용하게 된다. 따라서 이를 보정할 수 있는 전처리 알고리즘을 개발하였다.

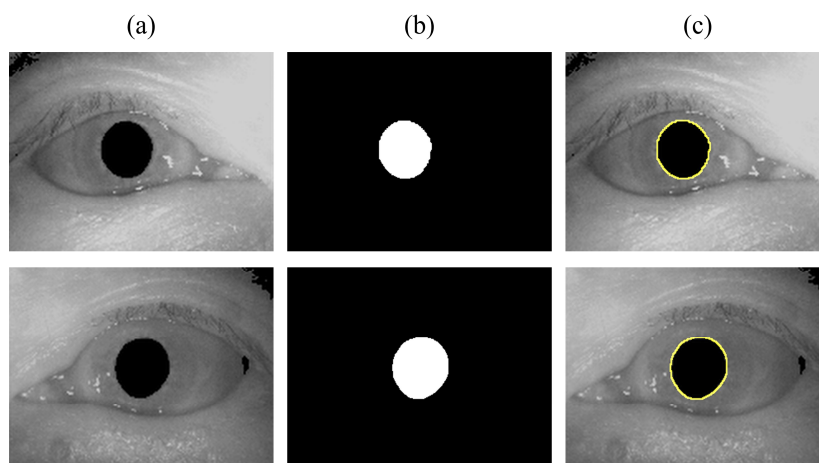
- 1) 눈을 완전히 감아 딥러닝 모델에 검출되지 않은 구간을 보정 구간으로 지정함.
- 2) ellipse fit 알고리즘을 통하여 계산된 타원에서의 장축과 단축의 비율(r) 값에 대하여 threshold를 적용하여 $r < 0.6$ 인 경우의 중심좌표는 부정확한 결과로 간주하여 해당 프레임을 보정 프레임으로 설정함.
- 3) 보정이 필요한 프레임의 전, 후 프레임의 중심좌표가 부정확할 확률이 크기 때문에 위에서 설정한 보정 프레임의 일정 프레임 전, 후 구간을 보정 구간으로 설정함.
- 4) 동영상에서 추출한 중심좌표 데이터(시계열 데이터) 중 이상치 (outlier)에 해당하는 중심좌표는 딥러닝 모델의 오검출로 판단하여 해당하는 프레임을 보정 구간으로 설정함.
- 5) 위의 과정을 통해 설정된 보정 구간에 대한 보정을 위하여 검출된 구간의 중심좌표를 바탕으로 선형 보정하여 전체 시계열 데이터를 구성함.

구성된 안진 검사 동영상에서의 동공 중심좌표에 대한 시계열 데이터는 (x좌표, y좌표)로 구성되

며, 이를 그래프화하기 위해 전체 데이터에서 각 x, y좌표를 추출하여 저장한다. 추출한 좌표를 바탕으로 프레임 수에 따른 x좌표와 y좌표 변화에 대한 그래프로 각각 변환하여 저장한다.

3. 결과

동공 분할 모델의 학습 결과를 비교하기 위하여 학습에 사용하지 않은 4명의 테스트 환자 안진 검사 동영상을 수집하고, 각 영상에서 이미지를 추출하여 총 770장의 테스트 데이터를 구축하였다. 테스트 데이터를 개발한 학습모델에 적용하여 동공 영역을 예측한 분할 결과와 GT를 pixel-by-pixel로 비교하여 예측 결과에 대한 혼동행렬(confusion matrix)을 계산하였다. 계산한 혼동행렬을 통해 정확도(Accuracy), 민감도(Sensitivity), 특이도(Specificity), 정밀도(Precision), 다이스 유사계수(Dice Similarity Coefficient, DSC)을 분석하였다. 동공 분할 학습모델의 성능은 정확도 99.9%, 민감도 97.7%, 특이도 99.9%, 정밀도 99.0%, 다이스 유사계수 98.3%로 나타났다. 딥러닝 학습모델의 예측 결과는 [그림 2]처럼 나타냈으며 입력 데이터인 원본 이미지에서 동공 영역을 정확하게 분할하였다.



[그림 2] 동공 분할 학습모델의 예측 결과 이미지. (a) 원본 이미지, (b) 학습모델 예측 이미지, (c) 원본 이미지에서의 동공 영역 예측 결과

[Fig. 2] Prediction result image of pupil segmentation training model. (a) Original image, (b) Prediction image of training model, (c) Pupil region prediction result from original image

안진 검사 영상에서의 동공 움직임 분석 알고리즘의 성능을 평가하기 위하여 GT로 작업한 동공 영역을 사용하여 추출한 중심좌표와 딥러닝 학습모델을 통해 예측한 동공 영역으로 추출한 중심좌표 간의 거리를 두 좌표 간의 오차로 계산하였다. 계산한 평균 절대 오차(Mean Absolute Error, MAE)와 평균 제곱근 오차(Root Mean Square Error, RMSE)를 계산하고 이들을 비교하였다. 알고리

증 성능 비교를 위하여 총 3명의 환자의 안진 검사 비디오 영상을 수집하였고, 전체 영상 중 안진이 발생한 구간과 발생하지 않은 구간으로 구분하고 각 구간을 5초씩 5개의 구간으로 나누어 총 30개의 검증용 데이터를 구성하였다. 검증용 데이터를 학습모델에 입력하고 예측 결과와 GT 데이터를 각각 알고리즘에 적용하여 두 데이터에 대한 동공 중심좌표에 대하여 시계열 데이터를 생성하여 동일 프레임에서 검출한 좌표 간의 거리를 계산하여 분석하였으며, 이에 대한 결과를 [표 1]과 같이 정리하였다. 환자마다 오차의 정도에 차이가 있지만 가장 높은 성능(가장 낮은 오차 성능)을 보인 B 환자 영상의 성능은 MAE 0.59, RMSE 1.05로 나타났다. 전체 환자 구간 중 가장 낮은 성능을 보인 경우는 MAE 1.24, RMSE 2.63으로 나타났다.

[표 1] 테스트 데이터에 대한 안진 동공 움직임 분석 알고리즘 성능 비교

[Table 1] Performance comparison of eye vibration motion analysis algorithms for test data

환자명	평가지표	정상					안진 발생					total
		part 1	part 2	part 3	part 4	part 5	part 6	part 7	part 8	part 9	part 10	
A	MAE	1.16	0.93	1.17	0.85	1.24	1.10	1.63	0.96	1.43	1.41	1.19
	RMSE	1.40	1.12	1.85	1.02	2.63	1.48	1.97	1.30	1.70	1.76	1.69
B	MAE	0.79	0.29	0.49	0.85	0.72	0.76	0.38	0.45	0.32	0.87	0.59
	RMSE	1.00	0.51	1.23	1.44	1.53	0.92	0.60	0.69	0.62	1.29	1.05
C	MAE	0.49	0.55	0.51	0.62	0.38	1.00	1.14	1.15	1.16	0.83	0.78
	RMSE	0.64	0.75	0.63	0.91	0.53	1.81	1.35	1.39	1.86	1.07	1.19

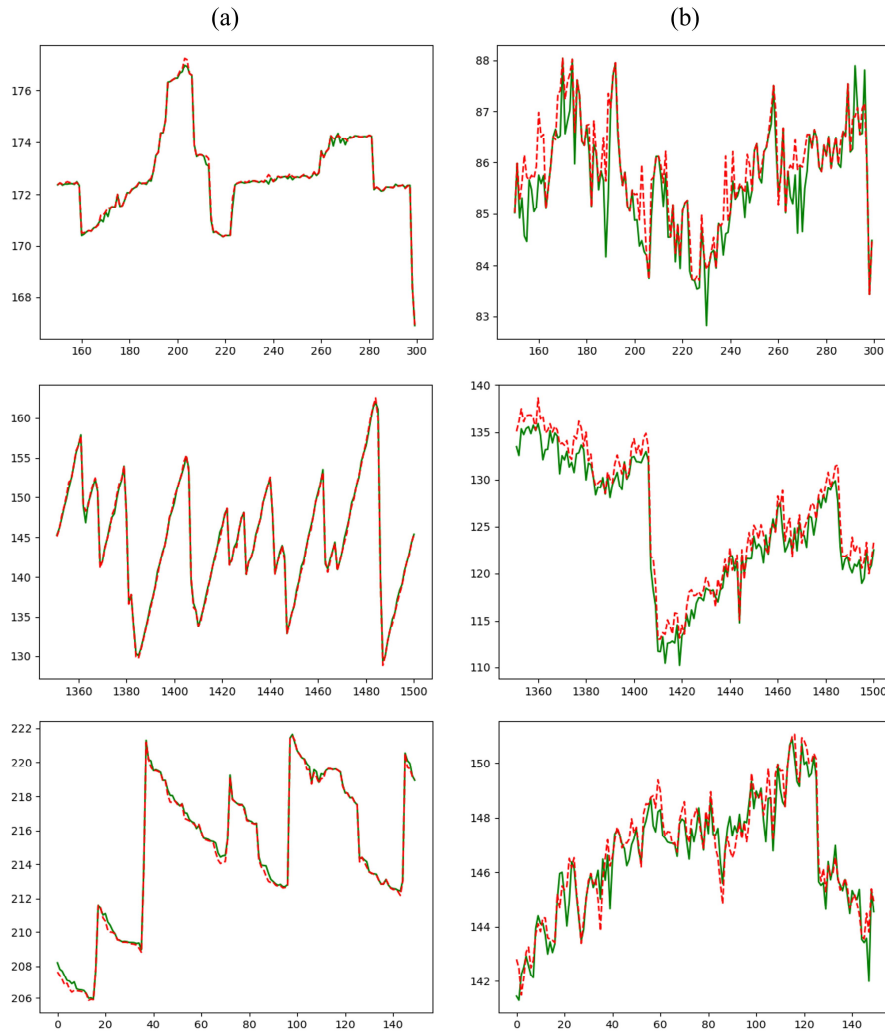
계산한 중심좌표를 그래프로 표현하여 GT 영상에서와 딥러닝 예측 결과에서의 추출 결과를 비교하였다. [그림 3]은 시간에 따른 중심좌표의 x, y 좌표값을 각각 그래프로 표현한 것이다. 이를 보면 중심좌표의 x 좌표는 GT 결과와 거의 똑같은 값을 예측한 것으로 나타났다. 그러나 중심좌표의 y 좌표는 GT 결과와 비교하여 약간의 차이가 있으나 오차의 값이 1 이하로 매우 적게 나타난다.

4. 결론

본 연구는 새로운 안진 검사 방식을 제안하기 위하여 비디오 안진 검사 영상에서 동공의 움직임을 분석하기 위하여 새로운 알고리즘을 제안하였다. 동공 움직임 분석 알고리즘은 안진 검사 영상에서의 프레임 추출 단계, 프레임 영상에서의 동공 영역 검출 단계, 검출된 동공 영역을 통한 동공 중심좌표 추출 단계, 추출한 중심좌표를 활용한 그래프화 단계로 구성된다.

동공 영역 검출을 위하여 딥러닝 기술을 활용하여 안진 검사 영상에서의 동공 영역을 분할하는 학습모델을 개발하였다. 학습모델의 성능을 검증하기 위하여 학습에 사용되지 않은 770장의 데이터를 학습모델에 적용하였으며, 민감도 97.7%, 특이도 99.9%, 정밀도 99.0%, 다이스 유사계수

98.3%의 학습 성능을 나타냈다. 개발된 학습모델은 안진 동공 움직임 분석 알고리즘에 사용되어 안진 검사 동영상에 입력 데이터로 사용하여 동공 영역을 예측하고 이를 바탕으로 동공의 중심좌표를 계산하고 전체 영상에 대한 동공 중심좌표의 시계열 데이터를 생성한다. 이때 동공 영역을 검출하지 못하거나 부정확한 좌표를 탐색한 것으로 판단되는 구간을 탐색하고 이를 전체 시계열 데이터에 대한 선형 보정을 통해 결측치와 이상치를 보정한다.



[그림 3] 동공 중심좌표에 대한 시계열 데이터 시각화 그래프. (a) 동공 중심좌표의 x 좌표 시계열 데이터 그래프, (b) 동공 중심좌표의 y 좌표 시계열 데이터 그래프 (초록 : Ground Truth를 통한 중심좌표, 빨강 : 딥러닝을 활용한 동공 중심좌표)

[Fig. 3] Time series data visualization graph for pupil center coordinates. (a) x-coordinate time series data graph for pupil center coordinates, (b) y-coordinate time series data graph for pupil center coordinates (green: center coordinate through ground truth, red: pupil center coordinate using deep learning)

수작업으로 작업한 동공 영역에 대한 중심좌표와 딥러닝 학습모델을 통해 분석한 중심좌표를 비교, 분석하여 알고리즘의 성능을 확인하였다. 각 환자에 대한 전체 평균 성능은 1.19, 0.59, 0.78의 MAE, 1.69, 1.05, 1.19의 RMSE를 보여 중심좌표에 대한 오차가 약 1 pixel 정도로 나타나며 이는 굉장히 유사한 예측값을 보인다고 할 수 있다. 중심좌표 분석 결과에 대한 그래프를 통해 딥러닝 기술을 활용한 중심좌표는 x좌표에 대하여는 GT와 거의 동일한 값을 예측하였으나, y좌표에서는 그래프상으로 차이가 나타났다. 하지만 오차의 범위가 약 1-2 pixel 정도이며 이상치에 해당하는 일부 경우를 제외하고는 GT 결과와 매우 유사하게 나타난 것을 확인할 수 있다.

본 연구에서는 딥러닝 학습모델의 일반성(*generalization*)이 부족하다는 한계점을 나타내고 있다. 예를 들어, 눈을 반쯤 감고 있거나, 동공이 작은 환자들의 데이터 등에 대한 데이터 수집과 학습이 부족하다 보니 전체 동공 영역이 명확하게 나타나지 않은 데이터가 입력되었을 경우 부정확한 동공 영역을 검출하여 알고리즘 성능을 하락시킨다. 둘째, 동공의 중심좌표가 2차원 데이터이고 이를 시간에 따른 중심좌표의 변화를 시각화하기 위해서는 3차원으로 시각화하여 나타내어야 한다. 그러나 3차원 시각화는 많은 컴퓨팅 자원이 필요하며 많은 처리시간으로 인해 검사의 디지털화로 인한 변화의 장점이 크게 사라진다.

이를 해결하기 위하여 다양한 안진 검사 데이터를 수집하고 가공하여 다양한 촬영 환경에서 획득한 영상에 적용하더라도 정확한 동공 영역을 검출할 수 있도록 딥러닝 학습모델의 성능을 고도화해 나갈 것이며, 학습모델 성능 향상에 도움을 줄 수 있는 다양한 영상처리 기법을 적용하여 전처리 알고리즘을 개발할 계획이다. 또한 동공 중심좌표의 변화를 직관적으로 파악할 수 있도록 2차원에서도 시각화하는 방법을 고안하여 연구할 계획이다. 이러한 추후 연구 진행을 통해 안진 검사와 동시에 동공의 움직임을 파악하여 안진 발생 여부를 빠르게 진단할 수 있으며, 급격한 동공의 움직임 변화나 안진 발생 횟수와 정도 등을 함께 분석하여 임상과의 진단에 도움을 줄 수 있으며 환자의 치료 방법이나 치료 후 경과를 파악하는 등 다양한 부분에서 환자와 임상과의에게 활용될 수 있다. 또한 병원에서 안진 검사를 위해 사용하는 부피가 크고 무거운 진단기기를 사용하지 않고 소형화하여 안구의 움직임을 촬영할 수 있는 정도로 환자가 착용이 가능한 새로운 진단기기를 개발하고 이에 학습모델과 알고리즘을 탑재하여 활용한다면 시간과 장소에 구애받지 않고도 환자를 진단할 수 있는 새로운 의료기기 산업 분야로 확장될 수 있다.

Reference

- [1] J. S. Kim, "Nystagmus", *Journal of the Korean Neurological Association*, vol. 22, no. 3, June 2004, pp. 177-191.
- [2] A. Serra, R. Leigh, "Diagnostic value of nystagmus: spontaneous and induced ocular oscillations", *Journal of Neurology, Neurosurgery, and Psychiatry*, vol. 73, no. 6, December 2002, pp. 615-618, doi: 10.1136/jnnp.73.

6.615.

- [3] J. C. Rucker, "Pearls: nystagmus", *Seminars in Neurology*, vol. 30, no. 1, February 2010, pp. 51-53, doi: 10.1055/s-0029-1244994.
- [4] S. H. Han, S. K. Kim, J. B. Lee, H. Jung, "Eye Movement Recording using Computer Image Recognition Technique", *Journal of the Korean Ophthalmological Society*, vol. 44 no. 10, October 2003, pp. 29-2416.
- [5] S. H. Han, "Eye Movements Recording with Video-oculography (VOG)", *Journal of the Korean Medical Association*, vol. 50, no. 4, April 2007, pp. 343-347, doi: 10.5124/jkma.2007.50.4.343.
- [6] J. N. van der Geest, M. A. Frens, "Recording eye movements with video-oculography and scleral search coils: a direct comparison of two methods", *Journal of Neuroscience Methods*, vol. 114, no. 2, March 2002, pp. 185-195, doi: 10.1016/s0165-0270(01)00527-1.
- [7] M. M. J. Houben, J. Goumans, J. van der Steen. "Recording three-dimensional eye movements: scleral search coils versus video oculography", *Investigative Ophthalmology & Visual Science*, vol. 47, no. 1, January 2006, pp. 179-187, doi: 10.1167/iov.05-0234.
- [8] B. C. Song, "Recent Trends in Pupil Detection and Tracking Techniques", Institute for Information & communication Technology Planning & evaluation, Daejeon, Korea, Weekly ICT Trends No. 1927, December 2019. [Online]. <https://www.itfind.or.kr/publication/regular/weekklytrend/weekly/list.do?selectedId=1109>.
- [9] J. G. Daugman, "How iris recognition works", *IEEE Transactions on circuits and systems for video technology*, vol. 14, no. 1, January 2004, pp. 21-30, doi: 10.1109/TCSVT.2003.818350.
- [10] H. Cai, B. Liu, Z. Ju, S. Thill, T. Belpaeme, B. Vanderborght, H. Liu, "Accurate eye center localization via hierarchical adaptive convolution", *29th British Machine Vision Conference: British Machine Vision Association*, September 3-6, 2018, Northumbria, Newcastle, United Kingdom, pp. 1-12.
- [11] D. F. Dementhon, L. S. Davis, "Model-Based Object Pose in 25 Lines of Code", *International Journal of Computer Vision*, vol. 15, June 1995, pp. 123-141, doi: 10.1007/BF01450852.
- [12] X. Xiong, F. D. Torre, "Supervised descent method and its applications to face alignment", *2013 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, June 23-28, 2013, Portland, OR, USA, pp. 532-539, doi: 10.1109/CVPR.2013.75.
- [13] Y. H. Yiu, M. Aboulatta, T. Raiser, L. Ophey, V. L. Flanagan, P. Eulenburg, S. Ahmadi, "DeepVOG: Open-Source pupil segmentation and gaze estimation in neuroscience using deep learning", *Journal of Neuroscience Methods*, vol. 324, August 2019, pp. 1-12, doi: 10.1016/j.jneumeth.2019.05.016.
- [14] Y. Xia, H. Yu, F. Wang, "Accurate and Robust Eye Center Localization via Fully Convolutional Networks", *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, vol. 6, no. 5, September 2019, pp. 1127-1138, doi: 10.1109/JAS.2019.1911684.
- [15] O. Ronneberger, P. Fischer, T. Brox, "U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation", *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention - MICCAI 2015*, October 5-9, 2015, Munich, Germany, pp. 1-8, doi: 10.1007/978-3-319-24574-4_28.