

빅데이터 기반 녹내장 진단을 위한 시신경유두 추출에 대한 연구

김기영 · 지세현 · 유지호 · 유승호 ((주)유스바이오글로벌)

목 차	1. 서 론
	2. 본 론
	3. 실험 및 결과 분석
	4. 결 론

1. 서 론

1.1 안질환 예방에 대한 인지도 부족

인간이 가진 여러 가지 신체 감각 중 ‘시각 정보’는 가장 중요한 부분을 차지하고 특히 눈에 대한 질환 정보는 인공지능 연구에도 많이 활용되고 있다[1]. 사람들은 대체로 건강 관리 목적으로 식이요법, 영양제 섭취 및 운동(스포츠) 등을 하지만 눈에 대한 관리는 잘 이루어지지 않고 있고 더불어 안질환에 대한 ‘조기 진단’의 중요성에 대해 간과하는 경우도 많다[2]. 이를 증명하는 결과로 실명을 유발하는 3대 질환 중 하나인 ‘녹내장’의 경우 악화 단계로 갈 때까지 증상이 없는 사례가 많은 편이기에, 녹내장 질환 보유자가 이상 증세를 느끼고 진단했을 때는 늦은 경우가 많고 최악의 경우 실명에 이르기도 한다[3][4]. 따라서 본 논문에서는 안질환 예방 및 치료와 관련해 가장 중요한 ‘조기진단’의 중요성을 인지하고 이를 보조하기 위한 인공지능 모델 연구와 관

련된 ‘영상 처리 방법’에 관한 연구 내용을 다루고자 한다.

1.2 녹내장에 대한 고찰, 안저 영상에서의 판독 기준

녹내장은 보통 안구 전면에 눈의 형태를 유지하고 내부의 영양분을 공급하는 ‘방수’라는 투명한 액체가 제대로 배출되지 않아 발생하는 질병으로 안압에 의해 발생하는 경우가 대다수이다. 녹내장 치료에 대해 입증된 방법은 안압을 감소시키는 것이 유일한 방법이며 이에 따라 일반적으로 안압(IOP)을 낮추기 위한 치료법부터 레이저 치료 및 수술까지 다양한 방식으로 질병 진행 속도를 늦추고 있다[4].

안과전문의가 녹내장을 진단할 수 있는 기준은 다양하지만[4][5] 본 논문에서는 정상 및 안질환 보유 환자의 안저 이미지(fundus image)만을 토대로 시신경유두(Optic disc) 추출을 위한 공통된 특징을 파악하고자 하였으며 그에 대한 기

준으로 첫째, 시신경유두 및 주변부 이상, 둘째, 망막신경섬유층(RNFL, Retinal Nerve Fiber Layer) 이상으로 크게 2가지로 나누어 수행하고자 한다. 첫 번째 경우 Cup-to-disc ratio(CDR, Optic cup의 Optic disc에 대한 비율)을 측정하여 일정 수치 이상을 넘어갈 경우 또는 시신경유두를 향해 수렴하는 안구 내 혈관(Vessel)의 모양이 Bayonetting(or Kinking) 현상과 같이 말려 들어가는 비정상적인 경우를 포함하며, 시신경유두의 주변부가 PPA(Peripapillary Atrophy)와 같은 이상증세를 보일 경우에도 녹내장으로 진단한다. 두 번째 경우 망막신경섬유층의 두께가 주변부의 두께에 비해 얇아지는 경우 녹내장으로 진단한다.

1.3 빅데이터의 중요성

인공지능 분야에서 ‘빅데이터’는 인공지능을 기반으로 하는 자산이다[6]. 그러나 ‘빅데이터’는 단순히 데이터의 양으로만 결정되는 것이 아니며, ‘양(quantity)’과 ‘질(quality)’이 동시에 담보가 되는 것이 중요하다. 양질의 빅데이터가 기반이 되는 인공지능 모델이 양질의 결과를 산출해 낼 수 있기 때문이다[7]. 예시로 이미지 데이터의 경우 분류에 필요한 특징(Feature)만을 추출하기 위해 ‘관심영역(ROI, Region of Interest)’을 추출하는 작업을 수행한 후 ‘정규화(normalization)’ 작업을 통해 인공지능 모델이 학습할 데이터셋(Data set)의 환경을 유사하게 만들 경우 ‘학습의 질’을 효과적으로 향상시킬 수 있다. 또한, 최근 데이터 질의 중요성을 인지한 국내의 경우 과학기술정보통신부에서 2020년 ‘AI 데이터 품질 표준안’을 발표할 정도로 데이터의 가공 과정 또한 중요함을 언급하고 있어 이에 대한 다각적인 접근방안이 필요함을 유추할

수 있다[8]. 이를 의료 시장의 관점에 적용하였을 때도 앞서 언급한 내용과 같이 의료 빅데이터에 대해 ‘양(quantity)’과 ‘질(quality)’을 동시에 확보하는 표준안이 적용되어야 할 것이며 이에 따른 ‘빅데이터/인공지능’ 분야에서의 ‘잠재력’은 높다고 할 수 있다.

본 저자는 ‘분류’(Classification)를 수행하는 인공지능 모델에서 인풋(Input) 데이터의 표준화 작업을 통한 최종 모델의 성능 향상과 ‘세그멘테이션’(Segmentation)을 수행하는 인공지능 모델 연구에 있어 판독전문의가 수행해야 하는 데이터 가공 및 라벨링 작업에 대한 시간 효율 향상을 달성하기 위한 요건을 녹내장과 연관시켜 생각하였다. 그 결과 의료데이터 관리에 관한 생산성과 업무 효율을 높여 양질의 데이터를 얻기 위한 작업의 일환으로 수행하는 주석(Annotation) 작업을 보조할 수 있는 도구(Tool)에 대한 연구의 필요성을 인지하였다. 이에 본 논문에서는 앞서 언급한 도구를 제작하기 위해 필요한 특성 정보들 중에서도 가장 중요한 시신경유두 추출에 대한 알고리즘 연구에 관한 내용 및 최종적으로 안과전문의에게 제안할 수 있는 도구가 만들어졌을 때의 빅데이터/인공지능 측면에서의 기대 효과와 향후 계획에 대해 기술하고자 한다.

2. 본 론

안저 이미지에서 녹내장을 진단하기 위해서는 시신경유두 및 그 주변부를 파악하는 과정을 거쳐야 하며, 망막신경섬유층의 이상 징후를 파악하는 것 또한 시신경유두의 위치 정보를 아는 것으로부터 시작된다. 망막신경섬유층은 시신경유두의 중심점을 기준으로 Superior(상측), Inferior(하측), Temp(이측) 및 Nosal(비측)로 크

계 4가지 영역으로 나뉘며 보통 각 부위는 안과에서 OCT 촬영장비를 도입하여 망막에서 내경계막까지 총 10가지 층에 대한 두께를 측정함과 동시에 확인할 수 있다.

OCT 촬영장비는 곧 환자의 진료비 부담으로 이어지기 때문에 본 논문에서는 안저 영상을 토대로 망막신경섬유층의 특징을 파악하고자 하였으며 그에 따라 망막신경섬유층이 변화되는 구간에 대한 위치 파악이 가능하도록 하기 위해 시신경유두 영역 추출에 대한 연구를 선행한다. 결론부터 말하자면 본 논문은 시신경유두 부위를 구별하는 것이 주된 목적이며 추후 시신경유두 및 Optic cup의 위치 정보와 황반의 위치 정보를 Optic cup으로 수렴하는 혈관의 특징과 종합하여 최종적으로 망막신경섬유층에 대한 후보군을 추출하고 이를 토대로 녹내장을 판독하는 데 도움을 얻고자 하였다[9].

2.1 안저 데이터셋

본 논문에서는 안저 영상 데이터셋(Data set)으로 High-Resolution Fundus(HRF) Image Database를 활용하였다. 해당 데이터셋의 경우 총 45개의 이미지로 정상, 녹내장 및 당뇨병망막병증 총 3개의 분류로 나뉘며 각각 15장의 안저 이미지를 사용한다[10]. 45장의 이미지는 공통적으로 가로 3504(px), 세로 2336(px)의 해상도를 지니며 jpg 포맷방식으로 구성되어 있다.

2.2 안저 영상 분석

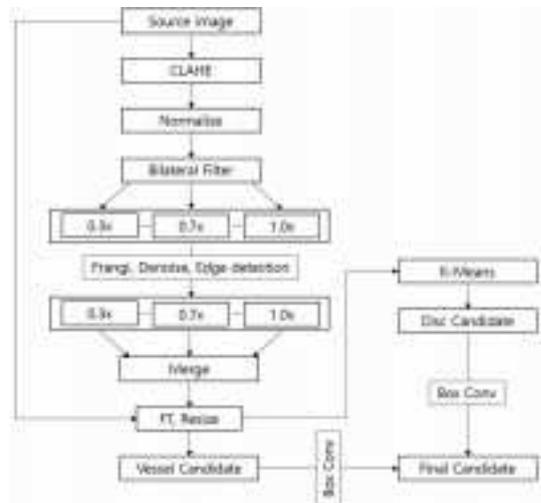
안저 영상은 3-채널(RGB Channel)로 구성되어 있다. 이 중 적색광의 경우 안저 내 색소 장애, 맥락막 파열 등을 파악하는데 사용되며 대다수의 이미지가 매우 밝은 특징을 지니고 있다.

청색광의 경우 일반적으로 안저 전층의 정반사 및 산란이 강화된 다소 어두운 배경을 제공하나 녹색광의 경우 인체의 눈 특성에 적합한 채널로써 안저 이미지의 특징 구별이 다른 채널에 비해 직관적이기 때문에 실제 안저 영상 분석에 적합하다[11]. 이에 본 논문은 안저 이미지의 녹색 채널을 활용해 시신경유두 추출을 수행한다.

2.3 이미지 전처리(Image preprocessing)

안저 영상은 특수 장비에 의해 촬영되며 보편적으로 안저 전체를 큰 원에 담아내고 있다. 그러나 제공된 이미지가 실제 영상 처리 작업에 있어서는 원형의 이미지를 둘러싸는 사각형의 이미지로 제공되고 있어 안저 전체를 보여주는 전경과 사각 형태의 배경에 대한 분리가 필요하다. 이에 본 논문에서는 주파수 분석에서 활용되는 푸리에 변환(Fourier Transform)을 이미지에 적용해 전경 및 배경 분리를 수행하였다[12].

또한, 배경 분리 이전에 안저 이미지의 대조를 강화하기 위해 (그림 1)의 앞단과 같이 히스토그램



(그림 1) 설계도

램 평준화(CLAHE), Normalize & Bilateral Filter(정규화 및 필터)를 사용하여 특징 추출 효과를 높이고자 하였다.

2.4 후보군 추출(Candidate extraction)

안저 이미지에서 시신경유두 후보군을 추출하기 위해 가장 두드러지는 2가지 특징은 다음과 같다. 첫 번째 특징은 안저 이미지에서 혈관(vessel)은 시신경유두의 중심을 향해 수렴한다는 점. 두 번째 특징은 시신경유두의 밝기가 다른 영역에 비해 상대적으로 밝다는 점이다. 앞서 언급한 두 가지 특징을 토대로 시신경유두 추출에 대한 연구를 수행한다.

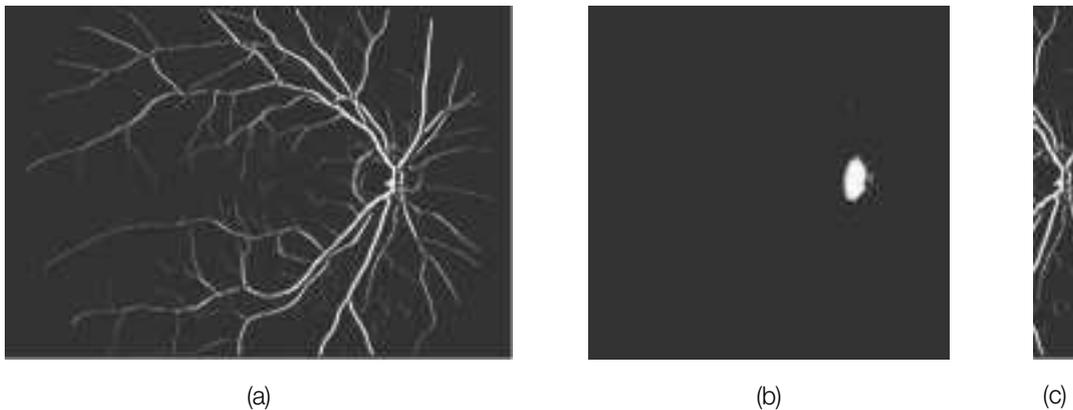
2.4.1 Frangi Algorithm, 계층화 구조(Hierarchy Architecture)

본 논문에서는 안저 혈관(Vessel) 분리를 위해 대표적으로 사용되는 Frangi Algorithm을 사용한다. Frangi Algorithm은 기울기벡터(Gradient Vector)와 헤시안행렬(Hessian Matrix)을 기반으로 합성곱(Convolution)을 적용하여 혈관의 특징

을 탐지하는데 유용하게 사용된다[13]. 하지만 단일 이미지에 대한 Frangi Algorithm은 주된 특성이 되는 영역에 대한 가중치 반영을 강화할 필요가 있다. 다시 말해, 단일 이미지를 Frangi Algorithm 처리를 하였을 때 특성 반영이 미흡한 부분을 보완하기 위한 방식이 필요하다. 따라서 본 논문에서 계층화 구조(Hierarchy Architecture)를 활용한다. 계층화 적용 시 (그림 1)과 같이 크기가 감소된 이미지(0.3x)에서 원본 이미지(1.0x)까지 각각에 대해 Frangi Algorithm을 적용할 경우 혈관이 다소 굵은 부분의 특성 반영이 더욱 강화된다. 따라서 (그림 2)의 (a)와 같이 시신경유두 주변부에서 혈관이 다소 굵은 특징을 더욱 강화시킬 수 있다[10].

2.4.2 윤곽 검출(Edge Detection)

안저 이미지는 시신경유두의 위치가 일반적으로 좌측 중앙 혹은 우측 중앙에 위치한다. 또한, 황반의 경우 시신경유두의 반대편 중앙 부근에 시신경유두와 수평적으로 위치하는 경향을 보인다. 이를 근거로 안저 이미지는 앞서 분석했던



(그림 2) (a) 안저 이미지에서 추출한 혈관 이미지 (b) K-Means clustering을 적용한 이미지(상위 10% 그룹) (c) 밀집도가 가장 높은 이미지 영역

Temp(이측), Nosal(비측) 영역을 구별할 수 있으며 안저 이미지에서 황반에서 시신경유두의 중심으로 향하는 백터는 수직 방향 성분보다는 수평 방향 성분을 더 많이 가짐을 유추할 수 있다. 이와 더불어 안저 이미지에서 혈관이 시신경유두를 향해 수렴하는 방향 또한 시신경유두 주변부를 기준으로 Superior(상측) & Inferior(하측) 영역에서 수직 방향 성분을 많이 가짐을 알 수 있다. 이러한 특징들을 반영하기 위하여 본 논문에서는 안저 이미지에서 혈관의 수직 성분 반영을 강화하기 위한 윤곽 검출 방식으로 소벨(Sobel)을 활용한다. 이 방식은 크게 수직 또는 수평 기울기 성분을 분석할 수 있으며 본 논문에서는 수직 기울기 성분을 주성분으로 활용함으로써 시신경유두로 수렴하는 혈관의 기울기 특성을 크게 반영하여 시신경유두에 대한 후보군 추출의 정확도 향상을 이뤄내고자 하였다.

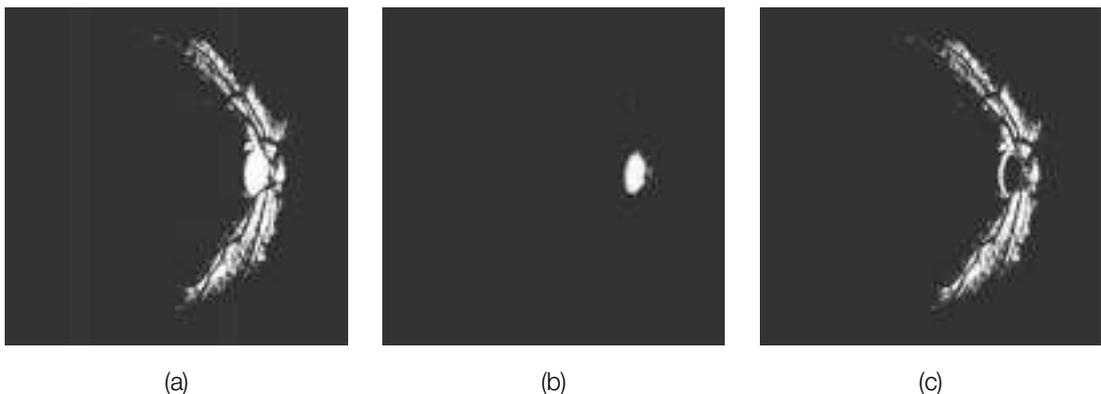
2.4.3 K-Means Clustering

안저 이미지에서 시신경유두는 다른 영역과 비교할 때 상대적으로 밝은 특징을 지니고 있다. 이러한 시신경유두의 밝기 특성을 반영하되 부

드러운 픽셀 변화를 그룹화하기 위하여 K-Means clustering 기법을 활용한다. 초기 안저 이미지는 8-bit 이미지로 0~255의 값을 지닌다. 이에 본 논문에서는 256개의 분리된 픽셀값에 대해 10개의 군으로 나누되 각 이미지에 대하여 5번의 클러스터링을 수행하도록 하였다. 이후 10개로 나뉘어진 그룹에 대하여 시신경유두의 정보를 가장 유사하게 담아내는 정보를 탐색하기 위해 (그림 3)과 같이 총 3가지 유형으로 나누어 실험했으며 결론적으로 가장 특징 분류를 우월하게 수행하는 최상위(10% 미만) 그룹을 기준으로 시신경유두 영역의 후보군 추출을 진행하였다.

2.4.4 합성곱(Convolution)

안저 이미지에서 추출된 특성들을 반영해 최종 후보군을 추출하는 방법으로 처음 연구했던 방식은 [14]를 참고하여 (그림 2)의 (c)와 같이 이미지를 10개로 분할하여 분할된 이미지의 픽셀의 밀집도 측정하는 방식이었다. 그 결과 HRF 데이터셋(Data set)의 정상 이미지에 대한 정확도가 1.0을 나타냈으나 다양한 안저 이미지에 대해 정확도 향상 및 고도화를 목적으로 인공지능

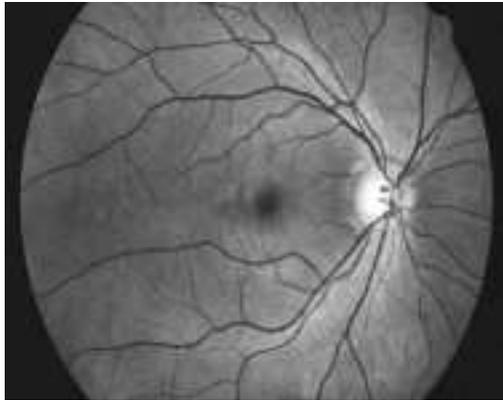


(그림 3) K-Means clustering이 적용된 안저 이미지(단일 채널) (상위 기준) ① ~20% ② ~10% ③ 10~20%

및 전자공학에서 사용되는 합성곱(Convolution)을 사각 형태의 커널에 적용하는 새로운 방식을 도입했다[15]. 하지만 합성곱 방식은 인공지능에서도 그러하듯 연산량의 문제가 존재했고 본 논문에서도 고화질의 데이터셋을 기반으로 하기 때문에 합성곱 방식에서 동일한 문제가 발생하였다. 이에 8단계((그림 1) 0.3x ~ 1.0x)로 계층화했던 혈관 이미지를 크기별로 분석하여 특성 반영이 최대한 유지되면서도 연산량을 낮출 수 있는 영역을 탐색하였다. 이후 정해진 해상도로



(a)



(b)

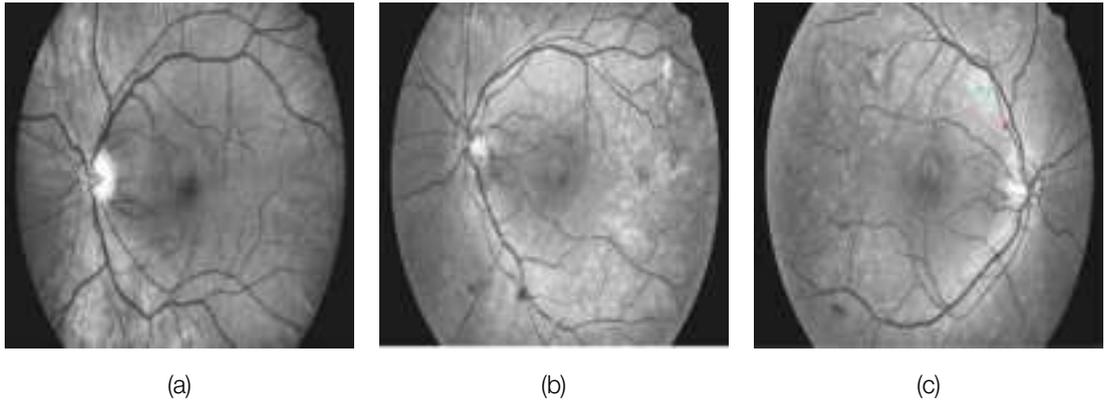
(그림 4) (a) 원본 이미지 (b) 후보군 시각화 이미지 (후보군: 혈관 특성 반영 - 빨간 점, K-Means clustering - 청록색 점)

이미지 크기를 줄인 후 합성곱을 수행하였다. (그림 4)와 같이 혈관 이미지(Vessel image) 및 K-Means clustering을 적용한 상위 10% 밝기의 이미지 각각에 다른 크기의 필터 박스를 적용하여 가장 높은 밀집도를 가지는 위치 좌표를 가리키도록 연구를 진행하였다.

3. 실험 및 결과 분석

HRF 데이터셋(Data set)의 각 분류별 이미지에 대하여 혈관 이미지에 대한 후보군 및 K-means clustering에 대한 후보군을 분석한 결과를 <표 1>에 나타냈다. 해당 알고리즘은 혈관 및 시신경유두의 위치에 대하여 Positive 값만을 추적하므로 성능분류지표에서 사용하는 분류 방식 중 정확도(Precision) 지표만을 활용하며 각 이미지에 대한(정상 또는 병변에 관한) 명칭 및 적용한 알고리즘 방식(혈관(Vessel) 또는 K-Means clustering)에 따라 총 6가지 분류로 나누어 Case 1 ~ Case 6으로 표기하였다.

정상 케이스(Case 1, 2)의 경우 정확도(Precision) 1.0 이라는 수치를 나타냈다. 그에 비해 녹내장(Case 3, 4) 및 당뇨병성 망막병증(Case 5, 6)의 경우 각각 0.8, 1.0, 0.8, 0.87 이라는 수치를 나타냈다. 이에 대한 원인을 분석한 결과, 정상 이미지의 경우 혈관과 K-means clustering 모두 본 논문에서 제안하는 방법을 충족하였으나 녹내장 이미지의 경우 혈관의 ① Kinking 현상(또는 Bayonetting)에 의해 혈관이 시신경유두로 수렴하면서 말려들어가는 경우 (그림 5)의 (a)와 같이 혈관에 대한 후보군의 정확도가 떨어지는 결과를 나타냈다. 반면 당뇨병성망막병증의 경우 안저 이미지에서 ② 시신경유두가 아닌 다른 영역에서도 밝은 반점이 나타남과 동시에 시신경유두를 중심으로 혈관 분포가 많아져 시신경



(그림 5) (a) 녹내장 (b), (c) 당뇨병망막병증

<표 1> HRF 데이터셋 결과 분석

분 류*	Case 1	Case 2	Case 3	Case 4	Case 5	Case 6	평 균
이미지 개수(장)	15**		15**		15**		
Precision*** (TP/TP+FP)	1.0	1.0	0.8	1.0	0.8	0.87	0.91

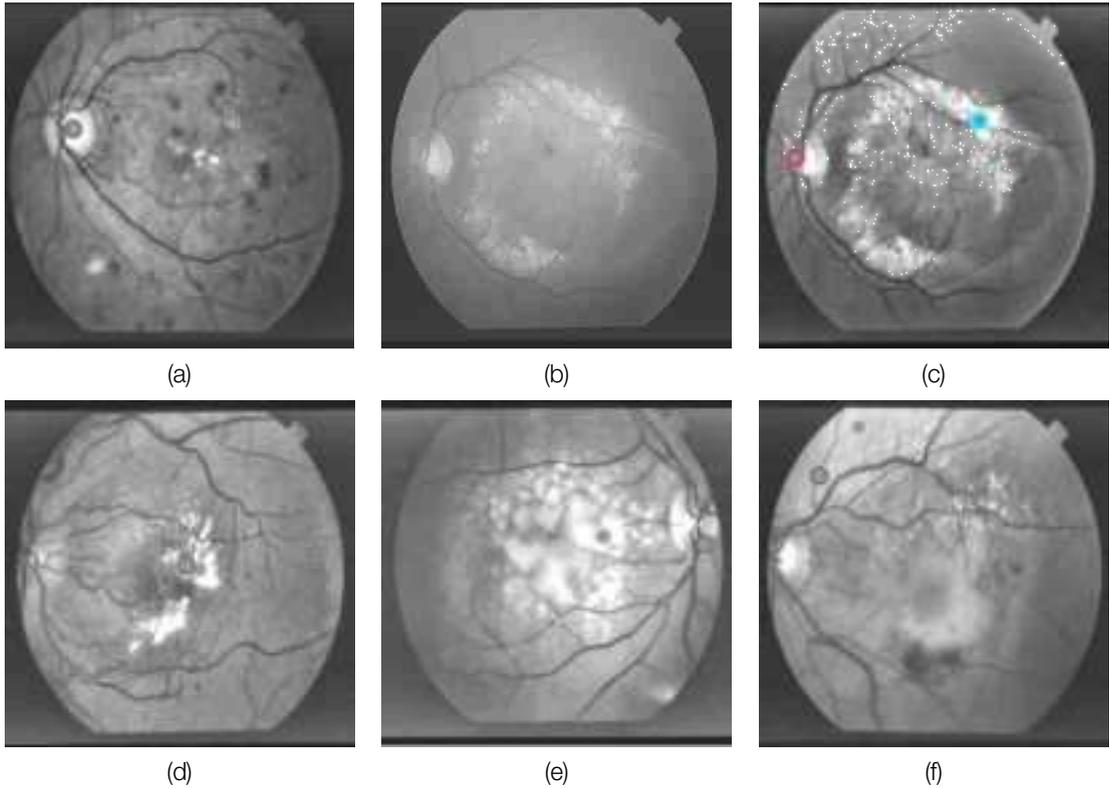
* Case 1: 정상 + Vessel
 Case 2: 정상 + K-Means
 Case 3: 녹내장 + Vessel
 Case 4: 녹내장 + K-Means
 Case 5: 당뇨병망막병증 + Vessel
 Case 6: 당뇨병망막병증 + K-Means

** (해상도) 3504*2336 (px)
 (포맷 방식) jpg
 *** 소수점 셋째 자리 반올림

유두를 가릴 경우 해당 영역의 밝기가 저하되어 (그림 5)의 (b)와 같이 K-Means clustering 후보군의 정확도가 떨어지는 결과가 나타났다. 또한, 혈관 관련 후보군에 대해 ③당뇨 환자의 경우 혈관이 부풀어오르는 현상이 나타날 수 있는데 이때, 상대적으로 굵은 혈관의 위치 정보를 더 크게 받아들일 경우 (그림 5)의 (c)와 같이 정확도가 떨어지는 결과가 나타났다.

위 결과를 통해 파악할 수 있는 점은 안저는 어떤 병변을 가지느냐에 따라 시신경유두 혹은 혈관의 이미지 특성이 변화한다는 것이다(그림 5). 이를 근거하기 위해 STARE Dataset 400 중 100장의 이미지로 검증을 추가로 수행했다

[16]. 검증 결과 혈관에 대한 후보군이 FP(False Positive)를 나타내는 경우 K-means clustering에 대한 후보군 또한 FP인 경향을 나타냈으며 결과적으로 <표 2>와 같이 각 후보군에 대해 0.67, 0.56의 정확도 수치를 나타냄을 알 수 있다. 이 이미지에서 시신경유두를 제대로 잡아내지 못한 원인을 분석한 결과 FP를 나타내는 대표적인 경우는 ①(그림 6)의 (d)와 같이 안저 영상 내에 시신경유두가 화면의 구석에 위치하거나 영역 밖에 있어서 표시되지 않는 경우 ②(그림 6)의 (e)와 같이 안저 영상 내 시신경유두의 밝기와 차이가 크지 않은 노이즈가 많이 검출되는 경우 ③(그림 6)의 (f)와 같이 안저 외곽에 조명 또는 빛



(그림 6) (a) True Positive (b) STARE 이미지 샘플. (c) 예측 후보군(혈관 특성 반영 - 빨간 점, K-Means clustering - 청록색 점). (d), (e), (f) False Positive

〈표 2〉 STARE 데이터셋 결과 분석

분류	Vessel	K-means	평균
이미지 개수(장)	100*		
Precision** (TP/TP+FP)	0.67	0.56	0.62

* (해상도) 700*605 (px). (포맷 방식) ppm. 표본 수: 100(장), 모수: 400(장)
 ** 소수점 3째자리 반올림

의 침투가 있을 경우로 총 3가지로 분류했다. 위의 3가지 현상에 대하여 문제를 해결하기 위해서는 ①의 경우 시신경유두를 추출에 관한 새로운 방식을 고안해야 할 것이며, ②, ③의 경우 (그림 6)의 (a), (c) 간의 차이와 같이 불필요한 노이즈의 여부가 정확도를 판가름함을 알 수 있다.

4. 결 론

국내의 경우 1.1과 1.3에 의거했을 때, 의료 관련 빅데이터 및 AI에 관한 연구는 활발한 편이나 이에 대한 적용 및 활용에 있어 인공지능 모델의 가치에 비해 사례는 적은 편이라 할 수 있다. 또

한, 안저 질환 예방을 위한 조기 진단에 대한 인식과 저변이 부족한 편이다[2][3]. 하지만 이를 보완하게 될 경우 현장 및 환자 관점에서 모두 이득을 취할 수 있다. 먼저 현장의 관점에서 안과전문의는 검수해야 하는 빅데이터의 주석(annotation) 작업에 소요되는 시간을 단축시킬 수 있으므로 업무 스트레스를 덜 수 있다. 이는 곧 환자 관점에서 양질의 진단을 받을 수 있게 된다는 이점을 제공하므로 전체적인 관점에서 보았을 때 ‘양질의 빅데이터 취득’ 및 ‘진단 서비스 강화’가 모두 가능해진다.

이에 본 논문은 이후 2.3.과 2.4.의 내용을 고도화한 결과물을 안과전문의에게 효율적인 주석 수행을 유도할 수 있는 서비스 형태로 제공하기 위한 연구를 수행할 것이다. 즉, 검수가 필요한 모든 안저 영상에 대해 ‘시신경유두’ 및 ‘Optic Cup’ 더 나아가서는 ‘망막신경섬유층’ 후보군을 추출하는 프로세스를 시각화 형태로 안과전문의에게 제공하고자 한다. 이러한 연구는 3장에서 다룬 결과의 성능지표 향상을 근거로 증명될 수 있을 것이다. 또한, 일정 기간 이상의 검증 혹은 STARE 데이터셋과 같이 신뢰성 있는 데이터로 검증 시 적합한 수준의 결과가 입증된다면 의료 빅데이터를 활용한 연구에도 활용 가치가 있을 것이며 해당 연구는 세그멘테이션(Segmentation)을 위한 주석(Annotation) 도구로 자체 활용도 가능할 것이며 또한 인공지능 모델 제작에 있어 안과전문의의 주석 작업을 보조하는 도구로써 자리매김할 수 있을 것이라 기대한다.

참고 문헌

[1] 옴니어스. 2018. 뇌의 시각 처리와 딥 러닝. <https://brunch.co.kr/@omniousofficial/2>

- [2] 이병문. 2021. 실명 막을 수 있는 안저검사, 10명중 2명만 알아. <https://www.mk.co.kr/news/it/view/2021/01/32797/>
- [3] 박선재. 2018. 실명질환 조기진단 위해서는 안저검사 “필수”. <https://www.monews.co.kr/news/articleView.html?idxno=119558>
- [4] Weinreb, R. N., Aung, T., & Medeiros, F. A. (2014). The pathophysiology and treatment of glaucoma: a review. *Jama*, 311(18), 1901-1911.
- [5] 전해신, Jeon HS. 녹내장과 비녹내장성 시신경병증의 감별진단. *J Korean Glaucoma Soc.* 2020 Dec;9(2):64-65.
- [6] 한국과학기술정보연구원. 2017. 빅데이터가 없는 AI는 무용지물. <https://scienceon.kisti.re.kr/srch/selectPORSrchTrend.do?cn=GTB2017002345>
- [7] Taleb, M. A. Serhani and R. Dssouli, "Big Data Quality: A Survey," 2018 IEEE International Congress on Big Data (BigData Congress), 2018, pp. 166-173, doi: 10.1109/BigDataCongress.2018.00029.
- [8] 권혁주. 2020. 과기정통부, “AI 데이터 품질 표준안” 발표... 국내외 표준화 추진. <https://www.mediasr.co.kr/news/articleView.html?idxno=62742>
- [9] Ha, A., Kim, T.J., Lee, W.J. et al. Quantitative analysis of retinal nerve fiber layer defect in early open-angle glaucoma with normal intraocular pressure. *Jpn J Ophthalmol* 64, 278-284 (2020).
- [10] Budai, A., Bock, R., Maier, A., Hornegger, J., & Michelson, G. (2013). Robust vessel segmentation in fundus images. *International journal of biomedical imaging*, 2013.
- [11] Timothy J. Bennett. Monochromatic Fundus Photography. <https://www.opsweb.org/page/Monochromatic>.

[12] Bracewell, R. N., & Bracewell, R. N. (1986). The Fourier transform and its applications (Vol. 31999, pp. 267-272). New York: McGraw-Hill.

[13] Frangi, A. F., Niessen, W. J., Vincken, K. L., & Viergever, M. A. (1998, October). Multiscale vessel enhancement filtering. In International conference on medical image computing and computer-assisted intervention (pp. 130-137). Springer, Berlin, Heidelberg.

[14] Soares, I., Castelo-Branco, M., & Pinheiro, A. M. (2015). Optic disc localization in retinal images based on cumulative sum fields. IEEE journal of biomedical and health informatics, 20(2), 574-585.

[15] Ludwig, J. (2013). Image convolution. Portland State University.

[16] Structured Analysis of the Retina, <http://www.ces.clemson.edu/~ahoover/stare/>, accessed on May 21, 2021.



지 세 현

이메일 : shji@youthbioglobal.com

- 2018년 고려대학교 컴퓨터정보학과 (학사)
- 2018년~현재 고려대학교 컴퓨터정보학과 (석사과정)
- 2021년~현재 ㈜유스바이오글로벌 주임연구원
- 관심분야: 기계학습, 인공지능, 빅데이터 분석



유 지 호

이메일 : jiho@youthbioglobal.com

- 2009년 9월~2012년 2월 고려대학교 교육대학원 교육정보전공 석사
- 2014년 9월~2016년 2월 동국대학교 교육학과 HRD 박사 수료
- 2017년~현재 유스바이오글로벌 이사
- 관심분야: 에듀테크, 챗봇

저 자 약 력



김 기 영

이메일 : kykim@youthbioglobal.com

- 2021년 4월~현재 ㈜유스바이오글로벌 연구원
- 관심분야: 머신비전, 인공지능, 빅데이터 분석



유 승 호

이메일 : ceo@youthbioglobal.com

- ㈜유스바이오글로벌 대표이사
- 서울대학교 의과대학 임상외과학과 총동창회장
- 한국의료제품임상연구회 부회장
- 동국대학교 겸임교수 (Medical Biotech Dept)
- 산자부 무역기술장벽 대응위원회 바이오 의료산업계 대표위원
- 식약처 민관국제협력단 IMDRF 임상평가팀장
- 관심분야: 경영/ R&D