

합성 곱 신경망 기반 녹내장 탐지모델 설계에 관한 연구

지세현 · 김기영 · 유지호 · 유승호 (주유스바이오글로벌)

목 차

1. 서 론
2. 관련 연구
3. 합성 곱 신경망 기반 녹내장 탐지모델
4. 실험 및 결과
5. 결론 및 향후연구

1. 서 론

녹내장(Glaucoma)은 당뇨병망막병증(Diabetic Retinopathy), 황반변성(Macular Degeneration)과 함께 3대 실명 원인에 속하는 질환이다. 녹내장은 눈에서 대뇌로 시각 정보를 전달하는 시신경이 손상되는 질환 중 하나로써, 녹내장으로 시신경이 손상되면 시야가 점점 좁아지며 결국에는 실명에 이르게 된다. 그러나 말기까지 질환자가 느끼는 증상은 거의 없다[1]. 말기까지 질환자가 느끼는 증상이 거의 없기 때문에 녹내장을 조기 탐지하는 것은 실명 예방에 있어 중요하다. 녹내장 탐지는 안저영상 촬영을 통해 안과전문의의 진단을 통해 이루어진다.

인공지능 기술이 발전함에 따라 인공지능 기술을 결합한 의료기술에 관한 연구가 활발하게 진행되고 있다. 인공지능 기술을 기반으로 녹내장을 탐지하는 연구도 그중 하나이다. 인공지능 기술과

의료인공지능을 결합을 통해 안과전문의의 노동 강도를 줄이고, 양질의 의료서비스를 제공하는 것을 목표로 한다.

합성 곱 신경망은 인공지능 모델 중 이미지 분류에 강력한 성능을 보이는 알고리즘이다. 합성 곱 신경망의 성능은 학습데이터, 모델을 구성하고 있는 Hyper-parameter에 따라 달라진다. 학습데이터의 경우 안저영상은 의료데이터이기 때문에, 온라인상에서 쉽게 수집할 수 없다. 이를 해결하기 위해 AI hub[2]에서 제공하는 오픈 데이터셋 중 하나인 녹내장/일반 안저영상을 이용하여 합성 곱 신경망의 학습데이터로 사용하고, 여러 가지 Hyper-parameter 조합을 구성하여 합성 곱 신경망을 설계한다.

본 논문은 인공지능 기술을 결합한 의료기술에 관한 연구에 발맞추어 인공지능 알고리즘 중 하나인 합성 곱 신경망을 기반으로 녹내장을 탐지하는 모델 설계방법을 제안한다. 제안하는 방법은 데이

터 전처리, 합성 곱 신경망 설계과정을 거쳐 학습 모델을 완성하고, 검증과정을 통한 모델의 성능을 측정함으로써 제안하는 방법의 적합성, 타당성을 검증한다. 본 논문은 서론에 이어 2장에서 인공지능 기반 안저질환 탐지와 관련된 연구에 대해 기술하고, 3장에서 제안하는 방법론에 대해 기술한다. 4장에서 실험을 통한 결과를 분석하고, 마지막 5장에서 결론 및 향후 연구를 언급하며 논문을 마친다.

2. 관련 연구

본 장에서는 인공지능 기반 안저질환 탐지와 관련된 연구에 대해 기술한다. 인공지능을 기반으로 안저질환을 탐지하는 연구가 활발히 진행되고 있다. 안저영상은 인공지능 기반 안저질환 탐지에 쓰이는 필수적인 데이터이다. 따라서 영상처리에 강력한 성능을 보이는 합성 곱 신경망 알고리즘이 인공지능을 구축하는데 주로 사용된다.

2.1 삼출물, 출혈 및 미세 동맥류 검출을 위한 안저영상 분석

[3]은 합성 곱 신경망은 당뇨망막병증의 징후를 감지 하기위한 안저 이미지의 자동 분석을 위한 연구를 배경으로 합성 곱 신경망의 성능 중 감도가 낮은 문제를 지적하고 삼출물, 출혈 및 미세 동맥류를 자동으로 동시에 감지하기 위해 합성 곱 신경망의 확률적 출력력을 사용하는 대체 방법을 제안했다.

2.2 안저 영상을 이용한 심층 합성 곱 신경망 기반의 당뇨망막병증 조기 자동탐지

[4]는 시력 상실의 주요 원인 중 하나인 당뇨망

막병증의 자동탐지를 위한 방법을 제안한다. 당뇨 망막병증을 진단하는데 있어 중요한 특징들을 추출하는 방법들이 제안되었지만 여전히 의료진이 많은 시간을 소모하고 있음을 언급했다. 이를 해결하고자 안저 영상을 학습한 심층 합성 곱 신경망 모델을 제안했고, 데이터 세트에서 94.5%의 정확도를 나타냈다.

2.3 결합된 합성 곱 신경망과 순환신경망 기반 향상된 녹내장 탐지

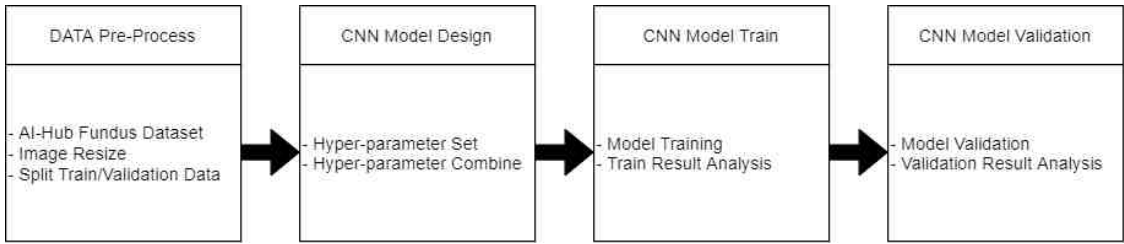
[5]는 녹내장을 감지하기 위해 합성 곱 신경망과 순환 신경망을 결합한 형태의 모델을 제안한다. 합성 곱 신경망을 통해 공간적 특징을 추출하고, 순환 신경망을 통해 시간적 특징을 같이 학습하여 96.2% F-measure를 달성했다. 기존, 79.2% 성능을 내는 합성 곱 신경망보다 월등히 높은 성능을 보여준다.

2.4 Attention 모델 기반 녹내장 탐지

[6]은 합성 곱 신경망에 성능향상에 기여한 attention 메커니즘을 이용한 녹내장 검출 알고리즘인 AG-CNN을 제안했다. 제안하는 알고리즘을 완성시키기 위해 녹내장 2,392장, 비녹내장 3,432장의 데이터베이스를 구축했다. 실험 결과를 통해 제안하는 방법인 AG-CNN 접근법이 최첨단 녹내장 검출을 크게 발전시켰음을 보여준다.

3. 합성 곱 신경망 기반 녹내장 탐지모델 설계

본 장에서는 합성 곱 신경망 기반 녹내장 탐지 모델 설계방법에 대해 기술한다. 합성 곱 신경망 기반 녹내장 탐지모델은 (그림 1)과 같이 데이터



(그림 1) 합성 곱 신경망 기반 녹내장 탐지모델 설계과정

전처리, 합성 곱 신경망 구축, 합성 곱 신경망 학습 및 검증과정을 통해 완성한다.

보는 <표 1>과 같다. 정상소견 영상 2,179장, 녹내장소견 영상 1019장이다.

3.1 정상/녹내장 안저데이터

본 절에서는 정상/녹내장 안저데이터에 대해 기술한다. AI-hub는 2018년부터 안저데이터를 수집하여 오픈데이터 형태로 제공하고 있다. 제공하고 있는 안저데이터의 형태는 (그림 2)와 같다.

수집된 정상/녹내장 안저데이터에 대한 수량정

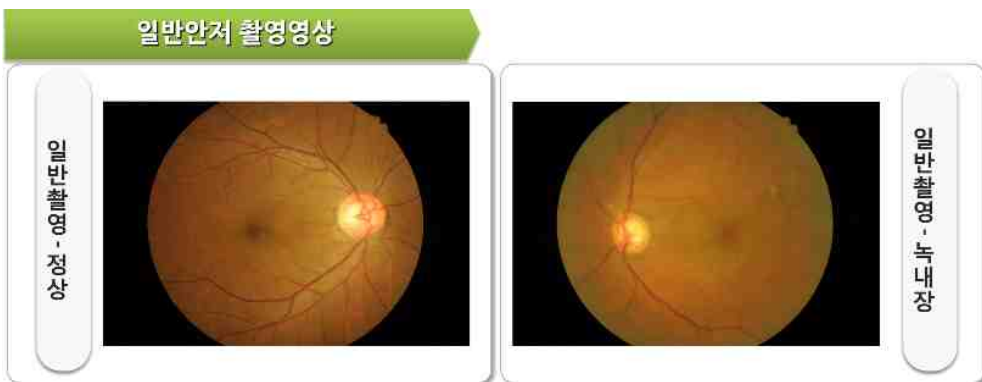
3.2 데이터 전처리

본 절에서는 정상/녹내장 안저데이터를 합성 곱 신경망의 학습데이터로 사용하기 위한 데이터 전처리 과정에 대해 기술한다. 정상/녹내장 안저데이터의 크기는 각각 다르다. 그러나 합성 곱 신경망의 학습데이터로 사용하기 위해서는 이미지의 크기는 일치되어야 한다. 이미지의 크기를 일치시키기 위해 <표 2>와 같은 내용으로 Resize한다. 이미지크기에 따른 합성 곱 신경망의 성능을 파악하기 위해 인위적으로 3개의 크기로 구성하여 학습데이터를 정의한다.

정상/녹내장 데이터 개수는 일치하지 않는다.

<표 1> 정상/녹내장 안저영상 수량정보

종류	영상(장)
일반 정상	2,179
일반 녹내장	1,019



(그림 2) 정상/녹내장 안저영상

<표 2> 이미지 크기에 따른 데이터셋 정의

이미지 크기	데이터셋 정의
360x240	S1
240x160	S2
120x80	S3

각 항목별 데이터의 개수가 불균형한 상태에서 학습이 되면 데이터 불균형학습을 초래할 수 있다. 따라서 데이터 비율에 따른 합성곱 신경망의 성능을 파악하기 위해 <표 3>과 같이 데이터 개수의 일치 여부를 기준으로 정의한다.

<표 3> 이미지 개수에 따른 데이터셋 정의

데이터 개수	데이터셋 정의
정상 1019 / 녹내장 2,179	D1
정상 1019 / 녹내장 1,019	D2

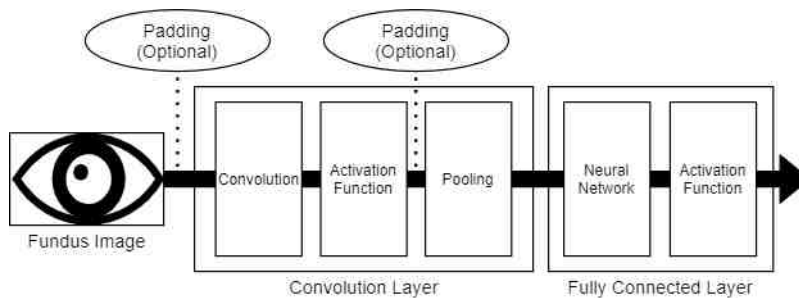
3.3 합성곱 신경망 구조

본 절에서는 합성곱 신경망의 구조에 대해 기술한다. 합성곱 신경망의 구조는 (그림 3)과 같다. 합성곱 신경망은 데이터 전처리과정을 통해 구축된 학습데이터를 Convolution Layer와 Fully Connected Layer를 통해 학습한다. Convolution

Layer는 Convolution 연산, Activation Function, Pooling 연산을 수행하고, Convolution Layer를 통해 나온 값은 Neural Network, Activation Function 연산을 수행하는 Fully Connected Layer로 입력되어 최종적으로 결과를 출력한다. 그 이외에 이미지의 크기를 일치시켜주기 위한 Padding 기법을 Convolution 연산 전, Pooling 연산 전에 선택적으로 적용할 수 있다.

3.4 합성곱 신경망 Hyper-parameter

본 절에서는 합성곱 신경망을 구성하는 Hyper-parameter에 대해 기술한다. 합성곱 신경망의 성능은 Hyper-parameter 조합에 따라 달라진다. 합성곱 신경망을 구성하는 Hyper-parameter에 대한 설명은 <표 4>와 같다. Convolution 연산에 필요한 Convolution Filter의 개수 및 크기, Activation Function, Pooling의 종류, Padding의 유무, Neural Network의 수이다. Convolution Filter Size, Neural Network의 수의 경우 임의의 값으로 설정이 가능하기 때문에 N으로 표기한다. 여러 Hyper-parameter 조합을 구성하여 가장 좋은 분류 성능을 보이는 합성곱 신경망을 탐색하는 과정이 필요하다.



(그림 3) 합성곱 신경망 구조

〈표 4〉 합성 곱 신경망 Hyper-parameter

Hyper-parameter 종류	항목
Convolution Filter Size	N * N
Activation Function	Sigmoid, Tanh, ReLU, Leaky_ReLU
Pooling	Max Pooling, Average Pooling
Padding	SAME, VALID
Number of Neural Network	N

3.5 합성 곱 신경망 학습 및 검증

본 절에서는 합성 곱 신경망의 학습 및 검증과정에 대해 기술한다. 가장 좋은 성능의 합성 곱 신경망을 선정하기 위해 (그림 4)와 같이 학습 및 검증과정을 거친다. 데이터 전처리 과정을 통해 완성된 실험데이터를 학습/검증 데이터셋으로 구분한다. 학습데이터 셋은 합성 곱 신경망 모델이 학습하는데 사용된 데이터를 의미하고, 검증데이터 셋은 학습데이터 셋을 제외한 데이터를 의미한다. 모델의 성능을 평가의 신뢰성을 높이기 위해 **K-fold Cross Validation** 기법을 적용하여 합성 곱 신경망을 학습 및 검증한다.

4. 실험 및 결과

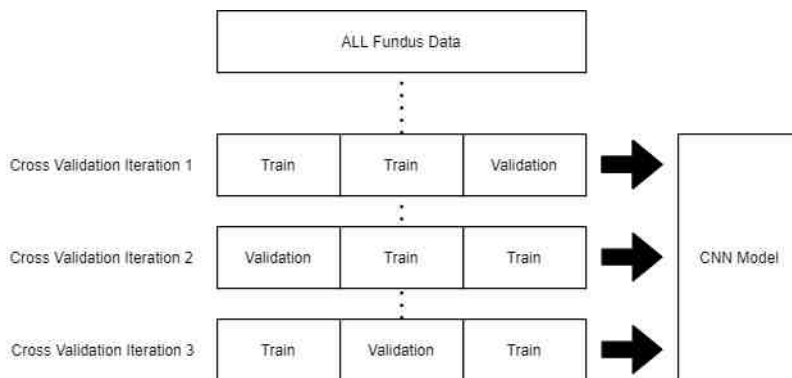
본 장에서는 합성 곱 신경망의 녹내장 탐지 정확도를 측정하는 실험 및 결과에 대해 기술한다. 실험 환경은 <표 5>와 같이 구성한다. 리눅스 환경의 **Python**을 이용하여 합성 곱 신경망을 구축하여 실험을 진행한다.

〈표 5〉 실험환경

구분	설명
Ubuntu16.04 LTS	Linux 기반의 운영체제
Python2.7	개발언어
Jupyter Notebook	python 빌드를 지원하는 웹 어플리케이션
Keras	python 기반의 딥러닝 라이브러리

4.1 실험 데이터

본 절에서는 실험데이터의 정보에 대해 기술한다. 데이터 전처리 과정을 통해 구성된 크기/개수 별 데이터셋을 조합하여 <표 6>과 같이 총 6개의 실험 데이터셋으로 구성한다.



(그림 4) 합성 곱 신경망 학습 및 검증과정

〈표 6〉 데이터셋 조합에 따른 실험데이터셋 정의

데이터 셋 조합	실험데이터 셋 정의
D1S1	Experiment Set1 (ES1)
D1S2	Experiment Set2 (ES2)
D1S3	Experiment Set3 (ES3)
D2S1	Experiment Set4 (ES4)
D2S2	Experiment Set5 (ES5)
D2S3	Experiment Set6 (ES6)

4.2 실험 모델

본 절에서는 실험에 사용하는 합성 곱 신경망의 Hyper-parameter 구성에 대해 기술한다. 표 7과 같이 [7]의 연구결과에서 우수한 분류정확도를 보

이는 모델을 토대로 우수한 분류 성능을 나타내는 합성 곱 신경망 모델을 8개를 선정하여 정의한다. 선정된 8개의 합성 곱 신경망 모델 중 실험데이터 셋을 통해 학습 및 검증과정에서 가장 우수한 성능을 보이는 모델을 찾기 위함이다.

4.3 합성 곱 신경망의 학습 / 검증 정확도

본 절에서는 합성 곱 신경망의 녹내장 탐지 학습/검증 정확도에 대해 기술한다. 학습/검증 실험 결과는 <표 8, 9>와 같다. 8 종류의 합성 곱 신경망은 6종류의 실험 데이터 셋을 학습하고 검증데이터를 통해 도출된 학습 / 검증 결과이다.

〈표 7〉 합성 곱 신경망 모델 정보

Model No.	Number of Convolution Filter & Size	Convolution Activation Function	Pooling	Padding	Neural Network Activation Function	Number of Neural Network
1	5×5×32	Leaky_ReLU	Max Pooling	SAME	Leaky_ReLU	1024
2	5×5×32	Leaky_ReLU			Sigmoid	
3	5×5×32	ReLU			Leaky_ReLU	
4	5×5×32	ReLU			Sigmoid	
5	7×7×32	Leaky_ReLU			Leaky_ReLU	
6	7×7×32	Leaky_ReLU			Sigmoid	
7	7×7×32	ReLU			Leaky_ReLU	
8	7×7×32	ReLU			Sigmoid	

〈표 8〉 학습 실험결과

Data / Model	ES1	ES2	ES3	ES4	ES5	ES6	Model 평균
1	92.74%	95.81%	90.30%	87.76%	83.39%	86.35%	76.76%
2	87.62%	90.02%	91.77%	89.79%	83.26%	88.18%	76.09%
3	90.09%	90.33%	94.54%	86.75%	89.05%	91.74%	77.93%
4	89.33%	92.02%	90.40%	86.85%	83.77%	85.64%	76.00%
5	91.63%	92.63%	88.40%	85.41%	89.09%	83.49%	76.52%
6	85.54%	94.65%	91.11%	83.58%	88.21%	89.90%	77.00%
7	94.66%	94.72%	92.20%	84.99%	87.64%	89.32%	78.65%
8	87.83%	88.83%	92.69%	83.67%	90.05%	91.30%	77.48%
Data 평균	80.05%	82.33%	81.60%	76.98%	77.72%	79.10%	

〈표 9〉 검증 실험결과

Data Model	ES1	ES2	ES3	ES4	ES5	ES6	Model 평균
1	83.68%	85.37%	85.88%	85.56%	85.24%	82.67%	72.77%
2	84.37%	86.57%	84.02%	84.98%	83.54%	82.09%	72.51%
3	83.55%	87.88%	83.30%	84.41%	81.39%	85.34%	72.70%
4	85.32%	84.62%	85.18%	81.70%	82.65%	84.74%	72.60%
5	85.62%	88.98%	89.79%	83.36%	82.50%	86.24%	74.50%
6	83.70%	89.45%	84.00%	82.70%	83.04%	84.13%	73.29%
7	89.32%	89.28%	83.67%	84.31%	86.09%	82.74%	74.63%
8	83.61%	85.22%	83.29%	82.45%	83.34%	85.25%	73.02%
Data 평균	75.57%	77.71%	75.79%	74.83%	74.75%	75.47%	

4.4 실험결과 상세 분석

본 절에서는 녹내장 탐지를 위한 합성 곱 신경망 모델의 학습 및 검증 실험결과에 대해 상세하게 분석한다. 학습정확도가 가장 높은 경우는 ES2의 데이터셋을 사용한 모델 1이다. 그러나 ES1,2,3의 경우 데이터의 개수가 불균형하기 때문에 정상 데이터에 대한 정확도가 높게 나와 객관성이 떨어진다. 따라서 ES6 데이터셋을 학습데이터로 사용하는 것이 좋은 학습정확도를 달성시키고 그 모델 중 가장 높은 학습정확도인 91.74%를 보이는 모델은 3이다. 모델 3의 검증 정확도는 약 85%로 학습에 대한 검증정확도가 약 7%정도 차이가 발생한다. 이는 합성 곱 신경망의 관점에서 ES6 데이터셋이 녹내장/정상을 탐지해내는 패턴이 존재한다는 것을 알 수 있다. 검증 정확도 측면에서 보면 ES5 데이터셋을 사용한 7번 모델이 가장 높은 검증 정확도를 보였다. 따라서 7번 모델의 경우 전체 모델 중 평균 검증 정확도가 가장 높게 나왔고, ES5 데이터셋에 대한 녹내장/정상을 탐지하는 패턴에 대해 잘 학습이 되었다고 볼 수 있다.

5. 결론 및 향후 연구

본 논문은 녹내장 탐지를 위한 합성 곱 신경망 기반 녹내장 탐지 모델을 설계하는 방법을 제안했고, 제안하는 방법을 토대로 여러 가지 경우의 데이터셋과 합성 곱 신경망의 학습 및 검증 실험을 진행하였다. 실험결과 분석을 통해 제안하는 방법의 타당성 적합성을 검증하였다. 향후 연구로는 녹내장뿐만 아니라 실명을 초래하는 안질환에 대한 데이터를 수집하여 높은 탐지 정확도를 보이는 인공지능 모델을 설계할 계획이다.

참 고 문 헌

- [1] 박영순, “기척 없는 불청객 녹내장, 조기발견이 중요”, 헬스조선
- [2] AI Hub[웹사이트], (2021.05.24.), “https://aihub.or.kr/aidata/131”
- [3] KHOJASTEH, Parham; ALIAHMAD, Behzad; KUMAR, Dinesh K. Fundus images analysis using deep features for detection of exudates, hemorrhages and microaneurysms. BMC ophthalmology, 2018, 18,1: 1-13.
- [4] XU, Kele; FENG, Dawei; MI, Haibo. Deep

convolutional neural network-based early automated detection of diabetic retinopathy using fundus image. *Molecules*, 2017, 22,12: 2054.

- [5] GHEISARI, Soheila, et al. A combined convolutional and recurrent neural network for enhanced glaucoma detection. *Scientific reports*, 2021, 11,1: 1-11.
- [6] Li, Liu, et al. Attention based glaucoma detection: A large-scale database and cnn model. In: *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2019, p. 10571-10580.
- [7] 지세현, et al. 합성 곱 신경망 기반 웹 응용 트래픽 분류 모델 설계. *한국통신학회논문지*, 2019, 44,6: 1113-1120.



김 기 영

이메일 : kykim@youthbioglobal.com

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



유 지 호

이메일 : jiho@youthbioglobal.com

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

저 자 약 력



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 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