



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2024-0120563
(43) 공개일자 2024년08월07일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)

A61B 3/00 (2006.01) A61B 3/12 (2006.01)
G06N 20/10 (2019.01) G06N 3/045 (2023.01)
G06N 3/0464 (2023.01) G06N 3/08 (2023.01)
G16H 30/40 (2018.01) G16H 50/20 (2018.01)

(52) CPC특허분류

A61B 3/0025 (2013.01)
A61B 3/12 (2013.01)

(21) 출원번호 10-2023-0013331

(22) 출원일자 2023년01월31일

심사청구일자 2023년01월31일

(71) 출원인

경상국립대학교산학협력단

경상남도 진주시 진주대로 501 (가좌동)

경북대학교 산학협력단

대구광역시 북구 대학로 80, 경북대학교내(산격동)

(뒷면에 계속)

(72) 발명자

김진현

경남 통영시 광도면 향교옆길 33-31

한용섭

경남 창원시 성산구 삼정자로 11

(뒷면에 계속)

(74) 대리인

김종석

전체 청구항 수 : 총 7 항

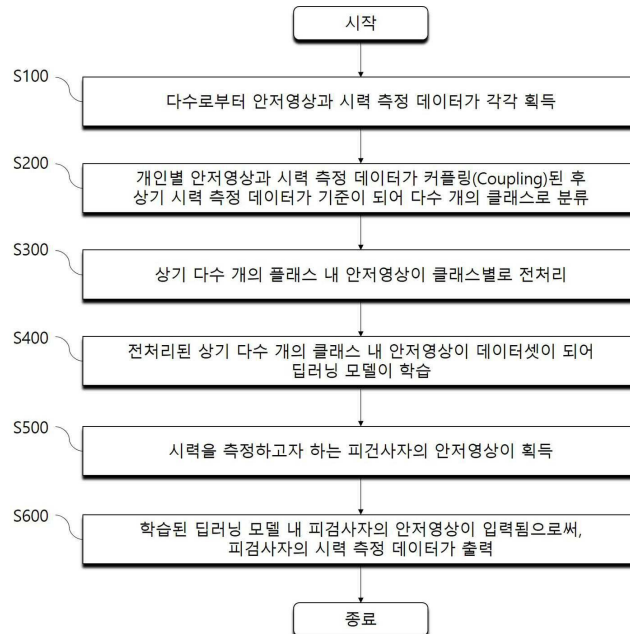
(54) 발명의 명칭 딥러닝 모델 학습 방법, 딥러닝 모델을 이용한 시력 측정 방법 및 이를 수행하는 프로그램이 기록된 컴퓨터 판독이 가능한 기록매체

(57) 요약

본 발명은 딥러닝 모델 학습 방법, 딥러닝 모델을 이용한 시력 측정 방법 및 이를 수행하는 프로그램이 기록된 컴퓨터 판독이 가능한 기록매체에 관한 것으로, 보다 구체적으로 적어도 하나의 프로세서에 의하여, 다수로부터 안저영상과 시력 측정 데이터가 각각 획득되는 데이터 획득단계, 상기 적어도 하나의 프로세서에 의하여, 개인별

(뒷면에 계속)

대표도 - 도2



안저영상과 시력 측정 데이터가 커플링(Coupling)된 후 상기 시력 측정 데이터가 기준이 되어 다수 개의 클래스로 분류되는 데이터 분류단계, 상기 적어도 하나의 프로세서에 의하여, 상기 다수 개의 클래스 내 안저영상이 클래스별로 전처리 되는 데이터 전처리단계, 상기 적어도 하나의 프로세서에 의하여, 전처리된 상기 다수 개의 클래스 내 안저영상이 데이터셋이 되어 딥러닝 모델이 학습되는 학습단계, 상기 적어도 하나의 프로세서에 의하여, 시력을 측정하고자 하는 피검사자의 안저영상이 획득되는 안저영상 획득단계 및 상기 적어도 하나의 프로세서에 의하여, 상기 학습단계로부터 학습된 딥러닝 모델 내 피검사자의 안저영상이 입력됨으로써, 피검사자의 시력 측정 데이터가 출력되는 시력 측정 데이터 출력단계를 포함하는 딥러닝 모델 학습 방법, 딥러닝 모델을 이용한 시력 측정 방법 및 이를 수행하는 프로그램이 기록된 컴퓨터 판독이 가능한 기록매체에 관한 것이다.

(52) CPC특허분류

G06N 20/10 (2021.08)

G06N 3/045 (2023.01)

G06N 3/0464 (2023.01)

G06N 3/08 (2023.01)

G16H 30/40 (2018.01)

G16H 50/20 (2018.01)

(71) 출원인

주식회사 딥노이드

서울특별시 구로구 디지털로33길 55, 13층 제1305호(구로동, 이앤씨벤처드림타워2차)

재단법인 정석연구재단

경상남도 김해시 주촌면 골든루트로 80-59 ,705호
(김해의생명센터테크노타운운동)

(72) 발명자

강태신

경남 창원시 성산구 삼정자로52번길 11-30

이용섭

경남 진주시 새평거로 25

이성진

경남 진주시 진주역로73번길 33

류승재

경남 통영시 평인일주로 82

조은아

부산 금정구 중앙대로1929번길 48-1

송소민

경남 창원시 진해구 여좌로95번길 8-4

남소희

부산 남구 동명로170번길 73

김경훈

대구 북구 동북로 345

김태규

경기 용인시 기흥구 동백죽전대로 455-17

최현주

경남 김해시 무계로 80

최우식

인천 계양구 새폴로 30

이승환

부산 북구 금곡대로 268

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711162341
과제번호	2020R1A2C1014855
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	개인기초연구(과기정통부)
연구과제명	자율주행자동차 엣지 간 핸드오버를 위한 동적 시간민감네트워크(TSN) 및 네트워크 슬라이싱 기술 및 개발
기 여 율	1/2
과제수행기관명	경상국립대학교
연구기간	2022.03.01 ~ 2023.02.28

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1345341781
과제번호	2021RIS-003
부처명	교육부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	지자체-대학협력기반지역혁신사업
연구과제명	(울산경남지역혁신플랫폼)경상국립대학교
기 여 율	1/2
과제수행기관명	경상대학
연구기간	2021.06.01 ~ 2022.04.30

명세서

청구범위

청구항 1

적어도 하나의 프로세서에 의하여, 다수로부터 안저영상과 시력 측정 데이터가 각각 획득되는 데이터 획득단계;
상기 적어도 하나의 프로세서에 의하여, 개인별 안저영상과 시력 측정 데이터가 커플링(Coupling)된 후 상기 시력 측정 데이터가 기준이 되어 다수 개의 클래스로 분류되는 데이터 분류단계;
상기 적어도 하나의 프로세서에 의하여, 상기 다수 개의 클래스 내 안저영상이 클래스별로 전처리 되는 데이터 전처리단계; 및
상기 적어도 하나의 프로세서에 의하여, 전처리된 상기 다수 개의 클래스 내 안저영상이 데이터셋이 되어 딥러닝 모델이 학습되는 학습단계;를 포함하는 딥러닝 모델 학습 방법.

청구항 2

제1 항에 있어서,
상기 데이터 전처리단계는,
상기 다수 개의 클래스 중에서 상기 안저영상의 개수가 기 설정된 기준수치 이하인 클래스가 전처리 대상 클래스로 선정되는 클래스 선정단계;
상기 전처리 대상 클래스에 포함된 안저영상의 일부 또는 전체가 기 설정된 설정각도로 회전되는 안저영상 회전단계; 및
상기 안저영상 회전단계로부터 회전된 안저영상의 일부 또는 전체가 다수 개의 필터 중 적어도 하나가 이용되어 필터링 되는 안저영상 필터링단계;를 포함함으로써,
상기 다수 개의 클래스 간의 데이터 불균형을 해소할 수 있는 것을 특징으로 하는 딥러닝 모델 학습 방법.

청구항 3

제1항에 있어서,
상기 딥러닝 모델은,
2개의 합성곱 신경망(Convolution Neural Network; CNN) 모델과 1개의 서포트 벡터 머신(Support Vector Machine; SVM) 모델이 합쳐진 것을 특징으로 하는 딥러닝 모델 학습 방법.

청구항 4

적어도 하나의 프로세서에 의하여, 다수로부터 안저영상과 시력 측정 데이터가 각각 획득되는 데이터 획득단계;
상기 적어도 하나의 프로세서에 의하여, 개인별 안저영상과 시력 측정 데이터가 커플링(Coupling)된 후 상기 시력 측정 데이터가 기준이 되어 다수 개의 클래스로 분류되는 데이터 분류단계;
상기 적어도 하나의 프로세서에 의하여, 상기 다수 개의 클래스 내 안저영상이 클래스별로 전처리 되는 데이터 전처리단계;
상기 적어도 하나의 프로세서에 의하여, 전처리된 상기 다수 개의 클래스 내 안저영상이 데이터셋이 되어 딥러닝 모델이 학습되는 학습단계;
상기 적어도 하나의 프로세서에 의하여, 시력을 측정하고자 하는 피검사자의 안저영상이 획득되는 안저영상 획득단계; 및
상기 적어도 하나의 프로세서에 의하여, 상기 학습단계로부터 학습된 딥러닝 모델 내 피검사자의 안저영상이 입력됨으로써, 피검사자의 시력 측정 데이터가 출력되는 시력 측정 데이터 출력단계;를 포함하는 딥러닝 모델을

이용한 시력 측정 방법.

청구항 5

제4항에 있어서,

상기 데이터 전처리단계는,

상기 다수 개의 클래스 중에서 상기 안저영상의 개수가 기 설정된 기준수치 이하인 클래스가 전처리 대상 클래스로 선정되는 클래스 선정단계;

상기 전처리 대상 클래스에 포함된 안저영상의 일부 또는 전체가 기 설정된 설정각도로 회전되는 안저영상 회전 단계; 및

상기 안저영상 회전단계로부터 회전된 안저영상의 일부 또는 전체가 다수 개의 필터 중 적어도 하나가 이용되어 필터링 되는 안저영상 필터링단계;를 포함함으로써,

상기 다수 개의 클래스 간의 데이터 불균형을 해소할 수 있는 것을 특징으로 하는 딥러닝 모델을 이용한 시력 측정 방법.

청구항 6

제4항에 있어서,

상기 딥러닝 모델은,

2개의 합성곱 신경망(Convolution Neural Network; CNN) 모델과 1개의 서포트 벡터 머신(Support Vector Machine; SVM) 모델이 합쳐진 것을 특징으로 하는 딥러닝 모델을 이용한 시력 측정 방법.

청구항 7

제1항 내지 제6항 중 어느 한 항의 딥러닝 모델 학습 방법 또는 딥러닝 모델을 이용한 시력 측정 방법을 수행하는 프로그램을 기록한 컴퓨터로 읽을 수 있는 기록매체.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 안저영상을 적용한 컴퓨터 비전(vision) 분야에 관한 것으로, 딥러닝 모델 학습 방법, 딥러닝 모델을 이용한 시력 측정 방법 및 이를 수행하는 프로그램이 기록된 컴퓨터 판독이 가능한 기록매체에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 시각(Visual sight)은 안전한 보행, 운전 및 작업과 같은 일상생활의 질과 밀접한 관련이 있다. 따라서 정기적인 눈 건강검진은 눈 건강을 유지하는 데 필수적이다.

[0003] 시력(Visual Acuity; VA)은 주어진 거리에서 물체의 모양과 세부사항을 구별하는 눈의 능력을 측정한 것으로, 시력을 측정함으로써, 기본 기록을 제공하고, 검사 및 안구질환 또는 굴절 이상 진단을 돕고, 시력 변화를 평가하고, 백내장 또는 기타 수술의 결과를 확인할 수 있다.

[0004] 종래 시력 측정 방법은 다음과 같다. 환자는 차트로부터 6m 떨어진 곳에서 앉거나 선 상태로 위치한다. 그리고 환자는 하나의 눈을 가릴 수 있는 수단으로 하나의 눈을 가리고 다른 하나의 눈은 차트를 응시한다. 이때, 안경을 착용하는 환자라면 최초에는 안경을 착용하지 않은 상태에서 한 번에 하나씩 눈을 검사한다. 그리고 검사자는 환자에게 차트 상단의 왼쪽에서 오른쪽으로 읽도록 요청한다. 검사자는 안경유무 및 시력을 기록한다.

[0005] 다만, 시력검사를 하려고 하는 환자가 거동이 불편하고, 눈을 가릴 수 있는 수단을 사용할 수 없는 경우, 환자가 의식이 없거나 검사자와의 의사소통이 부족한 경우, 솔직하게 차트에서 보이는 부분을 말하지 않는 등 환자의 기만행위가 강하게 의심되는 경우, COVID-19 팬데믹과 같은 상황에서 사회적 고립이 장기화 되면서 환자가 시력검사를 위한 병원방문을 꺼리는 경우, 영유아 또는 초등생 이하의 어린이 환자가 시력을 측정해야하는 경우에는 종래 시력 측정 방법을 적용할 수 없다.

[0006] 따라서 상술한 바와 같이 종래 시력 측정 방법을 적용할 수 없는 경우에 시력을 측정할 수 있는 방법이 절실히

필요한 실정이다.

선행기술문헌

특허문헌

- [0007] (특허문헌 0001) 대한민국 공개특허공보 제10-2006-0054625호
(특허문헌 0002) 대한민국 등록특허공보 제10-1515177호

발명의 내용

해결하려는 과제

- [0008] 본 발명은 상기와 같은 문제점을 해결하기 위한 것으로 종래 의료 데이터의 불균형을 해소할 수 있도록 안저영상과 시력 측정 데이터가 커플링된 후 시력 측정 데이터가 기준이 되어 다수 개의 클래스로 분류되고, 다수 개의 클래스 내 안저영상이 클래스별로 전처리 되는 딥러닝 모델 학습 방법, 딥러닝 모델을 이용한 시력 측정 방법 및 이를 수행하는 프로그램이 기록된 컴퓨터 판독이 가능한 기록매체를 얻고자 하는 것을 목적으로 한다.
- [0009] 또한, 본 발명은 종래 특정거리에 위치한 피검사자가 차트를 읽으면서 시력을 측정하는 방법을 수행할 수 없는 경우에도 용이하게 피검사자의 시력을 측정할 수 있도록 기 학습된 딥러닝 모델 내 피검사자의 안저영상이 입력되면 피검사자의 시력 측정 데이터가 출력되는 딥러닝 모델 학습 방법, 딥러닝 모델을 이용한 시력 측정 방법 및 이를 수행하는 프로그램이 기록된 컴퓨터 판독이 가능한 기록매체를 제공하는 것이다.
- [0010] 본 발명이 이루고자 하는 기술적 과제들은 이상에서 언급한 기술적 과제들로 제한되지 않으며, 언급되지 않은 또 다른 기술적 과제들은 본 발명의 기재로부터 당해 분야에서 통상의 지식을 가진 자에게 명확하게 이해될 수 있다.

과제의 해결 수단

- [0011] 상기 목적을 달성하기 위하여, 본 발명의 딥러닝 모델 학습 방법은 적어도 하나의 프로세서에 의하여, 다수로부터 안저영상과 시력 측정 데이터가 각각 획득되는 데이터 획득단계; 상기 적어도 하나의 프로세서에 의하여, 개인별 안저영상과 시력 측정 데이터가 커플링(Coupling)된 후 상기 시력 측정 데이터가 기준이 되어 다수 개의 클래스로 분류되는 데이터 분류단계; 상기 적어도 하나의 프로세서에 의하여, 상기 다수 개의 클래스 내 안저영상이 클래스별로 전처리 되는 데이터 전처리단계; 및 상기 적어도 하나의 프로세서에 의하여, 전처리된 상기 다수 개의 클래스 내 안저영상이 데이터셋이 되어 딥러닝 모델이 학습되는 학습단계;를 제공한다.
- [0012] 또한 상기 목적을 달성하기 위하여, 본 발명의 딥러닝 모델을 이용한 시력 측정 방법은 적어도 하나의 프로세서에 의하여, 다수로부터 안저영상과 시력 측정 데이터가 각각 획득되는 데이터 획득단계; 상기 적어도 하나의 프로세서에 의하여, 개인별 안저영상과 시력 측정 데이터가 커플링(Coupling)된 후 상기 시력 측정 데이터가 기준이 되어 다수 개의 클래스로 분류되는 데이터 분류단계; 상기 적어도 하나의 프로세서에 의하여, 상기 다수 개의 클래스 내 안저영상이 클래스별로 전처리 되는 데이터 전처리단계; 상기 적어도 하나의 프로세서에 의하여, 전처리된 상기 다수 개의 클래스 내 안저영상이 데이터셋이 되어 딥러닝 모델이 학습되는 학습단계; 상기 적어도 하나의 프로세서에 의하여, 시력을 측정하고자 하는 피검사자의 안저영상이 획득되는 안저영상 획득단계; 및 상기 적어도 하나의 프로세서에 의하여, 상기 학습단계로부터 학습된 딥러닝 모델 내 피검사자의 안저영상이 입력됨으로써, 피검사자의 시력 측정 데이터가 출력되는 시력 측정 데이터 출력단계;를 제공한다.
- [0013] 또한 상기 목적을 달성하기 위하여, 본 발명은 딥러닝 모델 학습 방법 또는 딥러닝 모델을 이용한 시력 측정 방법을 수행하는 프로그램을 기록한 컴퓨터로 읽을 수 있는 기록매체를 제공한다.

발명의 효과

- [0014] 이상과 같이 본 발명에 의하면 피검사자와 검사자 간의 대화를 하지 않고 피검사자의 안저영상만으로도 피검사자의 시력을 측정할 수 있는 효과가 있다.
- [0015] 또한, 본 발명은 기 학습된 딥러닝 모델 내 피검사자의 안저영상이 입력되면 피검사자의 시력 측정 데이터가 출

력되도록 함으로써, 종래 특정거리에 위치한 피검사자가 차트를 읽으면서 시력을 측정하는 방법을 수행할 수 없는 피검사자의 경우에도 용이하게 피검사자의 시력을 측정할 수 있는 효과가 있다.

[0016] 또한, 본 발명은 안저영상과 시력 측정 데이터가 커풀링된 후 다수 개의 클래스로 분류되고, 다수 개의 클래스 내 안저영상이 클래스별로 전처리되도록 함으로써, 의료 분야에서 정상 케이스의 데이터 세트가 비정상 케이스의 데이터 세트보다 훨씬 크기 때문에 의료 데이터 세트의 균형 잡힌 크기를 얻는 것이 매우 어려운데, 안저영상에 대한 데이터 불균형을 해결할 수 있는 효과가 있다.

[0017] 본 발명의 효과들은 이상에서 언급한 효과들로 제한되지 않으며, 언급되지 않은 또 다른 효과들은 상세한 설명 및 청구범위의 기재로부터 당업자에게 명확하게 이해될 수 있을 것이다.

도면의 간단한 설명

[0018] 도 1은 본 발명의 딥러닝 모델 학습 방법 흐름도이다.

도 2는 본 발명의 딥러닝 모델을 이용한 시력 측정 방법 흐름도이다.

도 3은 본 발명의 일실시예에 따른 안저영상을 표시한 도면이다.

도 4는 본 발명의 일실시예에 따른 다수 개의 필터 중 적어도 하나의 필터가 안저영상에 적용된 것을 표시한 도면이다.

도 5는 본 발명의 일실시예에 따른 제1 합성곱 신경망(CNN_1) 모델 세부구조도이다.

도 6은 본 발명의 일실시예에 따른 제2 합성곱 신경망(CNN_2) 모델 세부구조도이다.

도 7은 본 발명의 일실시예에 따른 제2 합성곱 신경망 모델 내 MBConv의 세부구조도이다.

도 8은 본 발명의 일실시예에 따라 학습된 딥러닝 모델 내 피검사자의 안저영상이 입력됨으로써, 피검사자의 시력 측정 데이터가 출력되는 것을 표시한 도면이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0019] 본 명세서에서 사용되는 용어는 본 발명에서의 기능을 고려하면서 가능한 현재 널리 사용되는 일반적인 용어들을 선택하였으나, 이는 당 분야에 종사하는 기술자의 의도 또는 관례, 새로운 기술의 출현 등에 따라 달라질 수 있다. 또한, 특정한 경우는 출원인이 임의로 선정한 용어도 있으며, 이 경우 해당되는 발명의 설명 부분에서 상세히 그 의미를 기재할 것이다. 따라서 본 발명에서 사용되는 용어는 단순한 용어의 명칭이 아닌, 그 용어가 가지는 의미와 본 발명의 전반에 걸친 내용을 토대로 정의되어야 한다.

[0020] 다르게 정의되지 않는 한 기술적이거나 과학적인 용어를 포함해서 여기서 사용되는 모든 용어들은 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자에 의해 일반적으로 이해되는 것과 동일한 의미를 가지고 있다. 일반적으로 사용되는 사전에 정의되어 있는 것과 같은 용어들은 관련 기술의 문맥상 가지는 의미와 일치하는 의미를 가지는 것으로 해석되어야 하며, 본 출원에서 명백하게 정의하지 않는 한, 이상적이거나 과도하게 형식적인 의미로 해석되지 않는다.

[0021] 이하, 본 발명에 따른 실시예를 첨부한 도면을 참조하여 상세히 설명하기로 한다. 도 1은 본 발명의 딥러닝 모델 학습 방법 흐름도이다. 도 2는 본 발명의 딥러닝 모델을 이용한 시력 측정 방법 흐름도이다. 도 3은 본 발명의 일실시예에 따른 안저영상을 표시한 도면이다. 도 4는 본 발명의 일실시예에 따른 다수 개의 필터 중 적어도 하나의 필터가 안저영상에 적용된 것을 표시한 도면이다. 도 5는 본 발명의 일실시예에 따른 제1 합성곱 신경망(CNN_1) 모델 세부구조도이다. 도 6은 본 발명의 일실시예에 따른 제2 합성곱 신경망(CNN_2) 모델 세부구조도이다. 도 7은 본 발명의 일실시예에 따른 제2 합성곱 신경망(CNN_2) 모델 내 MBConv의 세부구조도이다. 도 8은 본 발명의 일실시예에 따라 학습된 딥러닝 모델 내 피검사자의 안저영상이 입력됨으로써, 피검사자의 시력 측정 데이터가 출력되는 것을 표시한 도면이다.

[0022] 우선, 본 발명은 딥러닝 모델 학습 방법 또는 딥러닝 모델을 이용한 시력 측정 방법을 수행하는 프로그램을 기록한 컴퓨터 장치(100)로 읽을 수 있는 기록매체(120)를 포함한다. 상기 기록매체(120)는 예컨대, CD, DVD, 하드디스크, 블루레이 디스크, USB, 메모리 카드, ROM 등일 수 있다. 그리고 본 발명의 딥러닝 모델 학습 방법 또는 딥러닝 모델을 이용한 시력 측정 방법은 컴퓨터 장치(100) 내 적어도 하나의 프로세서(110)가 상기 기록매체

(120)를 읽음으로써 구현될 수 있다.

[0024] 딥러닝 모델 학습 방법

- [0025] 도 1을 보면, 본 발명의 딥러닝 모델 학습 방법은 데이터 획득단계(S100), 데이터 분류단계(S200), 데이터 전처리단계(S300) 및 학습단계(S400)를 포함한다.
- [0026] 보다 구체적으로, 상기 데이터 획득단계(S100)는 적어도 하나의 프로세서(110)에 의하여, 다수로부터 안저영상과 시력 측정 데이터가 각각 획득된다.
- [0027] 본 발명에서 언급하는 안저영상은 특수 안저 카메라를 이용하여 눈 뒤쪽의 사진을 찍은 영상을 일컫는다. 상기 안저영상은 피검사자의 망막(Retina), 시신경 유두(Optic disc), 중심와(Fovea) 및 황반(Macula)을 포함할 수 있다. 도 3을 보면, 상기 망막(Retina)은 대부분의 척추동물과 일부 연체동물에서 빛에 민감한 조직의 가장 안쪽 층이다. 눈은 상기 망막에 집중한 피사체를 2차원 이미지로 만들고, 상기 망막은 이미지를 뇌에 대한 전기적 신경 자극으로 변환하여 시각적 인식을 생성할 수 있다. 즉, 망막은 카메라의 필름이나 이미지 센서와 유사한 기능을 한다. 상기 시신경 유두(Optic disc)는 망막 신경절 세포의 축삭이 수렴하여 눈을 떠나는 지점이다. 정상적인 인간의 눈에 있는 시신경 유두는 눈에서 뇌로 1-120만 개의 구심성 신경 섬유를 운반할 수 있다. 그리고 시신경 유두는 망막에 혈액을 공급하는 주요 혈관의 진입점이다. 중심와(Fovea)는 시세포가 밀집되어 있어 빛을 가장 선명하고 정확하게 받아들이는 지점이다. 황반(Macula)은 각막 및 수정체에 의해 빛이 집중되는 곳이다. 황반의 광수용기 세포는 신경 섬유와 연결되어 시각 정보를 뇌로 전달한다.
- [0028] 또한, 본 발명에서 언급하는 시력 측정 데이터는 다수가 종래 시력 측정 방법을 이용하여 검사자로부터 측정된 데이터이다. 상기 시력 측정 데이터는 좌안과 우안을 구분하여 0.0 내지 1.0 사이에서 기 설정된 간격으로, 예컨대, 0.05 및 0.1 중 적어도 하나의 간격으로 구분된 다수 개의 데이터 중 하나일 수 있다. 1에 가까울수록 시력이 좋고, 0.0에 가까울수록 시력이 나쁘다. 예컨대, 환자의 좌안과 우안의 시력 측정 데이터는 종래 시력 측정 방법을 통해서 측정된 0.8 및 0.9일 수 있다.
- [0029] 다음으로, 상기 데이터 분류단계(S200)는 상기 적어도 하나의 프로세서(110)에 의하여, 개인별 안저영상과 시력 측정 데이터가 커플링(Coupling)된 후 상기 시력 측정 데이터가 기준이 되어 다수 개의 클래스로 분류된다.
- [0030] 우선, 상기 데이터 분류단계(S200)는 다수에게 개별적으로 ID가 부여될 수 있고, ID당 안저영상과 시력 측정 데이터가 커플링(Coupling)되어 상기 기록매체(120)에 저장될 수 있다. 이때, 좌안과 우안 역시 구분될 수 있다. ID당 좌안에 대한 안저영상과 좌안에 대한 시력 측정 데이터가 커플링(Coupling)되고, ID당 우안에 대한 안저영상과 우안에 대한 시력 측정 데이터가 커플링(Coupling)될 수 있다. 본 발명은 안저영상을 통해서 시력 측정 데이터를 추출하기 위한 것으로 안저영상과 시력 측정 데이터 간의 연관성을 용이하게 파악하기 위해 상술한 저장 방식이 채택될 수 있다.
- [0031] 또한, 상술한 바와 같이 상기 시력 측정 데이터는 0.0 내지 1.0 사이에 기 설정된 간격으로 구분된 다수 개의 데이터 중 하나일 수 있다. 즉, 상기 데이터 분류단계(S200)는 0.0 내지 1.0 사이에 기 설정된 간격으로 구분된 다수 개의 데이터가 임상적으로 또는 임의적으로 분류됨으로써, 클래스의 개수와 클래스별 시력 측정 데이터의 범위가 지정되는 것을 특징으로 한다.
- [0032] 예컨대, 상기 데이터 분류단계(S200)는 상기 시력 측정 데이터가 기준이 되어 4개의 클래스로 분류될 수 있다. 클래스 1은 상기 시력 측정 데이터가 0.0-0.05인 경우, 클래스 2는 상기 시력 측정 데이터가 0.1, 0.15 및 0.2인 경우, 클래스 3은 상기 시력 측정 데이터가 0.3 내지 0.7인 경우, 마지막으로 클래스 4는 상기 시력 측정 데이터가 0.8 내지 1인 경우이다.
- [0033] 다음으로, 상기 데이터 전처리단계(S300)는 상기 적어도 하나의 프로세서(110)에 의하여, 상기 다수 개의 클래스 내 안저영상이 클래스별로 전처리 된다.
- [0034] 일반적으로, 의료 분야에서는 정상 케이스의 데이터 세트가 비정상 케이스의 데이터 세트보다 훨씬 크기 때문에 의료 데이터 세트의 균형 잡힌 크기를 얻는 것이 매우 어렵다. 본 발명 역시 다수 중에서 대부분이 시력 측정 데이터가 높고, 나머지가 시력 측정 데이터가 낮은 데이터 불균형이 있을 수 있다.
- [0035] 또한, 종래에는 데이터에 대한 전단(Shearing) 및 이동(Shifting)과 같은 전처리가 수행된다. 데이터의 모양을 변형하거나 위치를 조정함으로써 모델에 학습 및 입력되기 용이하다. 다만, 본 발명의 상기 안저영상은 전단

(Shearing) 및 이동(Shifting) 전처리를 하게 되면 상기 안저영상의 모양을 변형하거나 위치를 조정하게 되면 황반 및 시신경 유두의 형상이 오히려 손상된 것으로 보일 수 있으므로 학습의 정확도를 높일 수 없다. 따라서 상기 데이터 전처리단계(S300)는 전단(Shearing) 및 이동(Shifting) 전처리가 배제될 수 있다.

[0036] 즉, 상기 데이터 전처리단계(S300)는 상기 다수 개의 클래스 중에서 상기 안저영상의 개수가 기 설정된 기준수치 이하인 클래스가 전처리 대상 클래스로 선정되는 클래스 선정단계(S310), 상기 전처리 대상 클래스에 포함된 안저영상의 일부 또는 전체가 기 설정된 설정각도로 회전되는 안저영상 회전단계(S320) 및 상기 안저영상 회전단계(S320)로부터 회전된 안저영상의 일부 또는 전체가 다수 개의 필터 중 적어도 하나가 이용되어 필터링 되는 안저영상 필터링단계(S330)를 포함함으로써, 상기 다수 개의 클래스 간의 데이터 불균형을 해소할 수 있는 것을 특징으로 한다.

[0037] 예컨대, 상기 데이터 분류단계(S200)로부터 분류된 클래스 1 내지 4의 안저영상의 개수는 하기 [표 1]과 같다. 클래스 3 내지 클래스 4의 안저영상의 개수보다 클래스 1 내지 클래스 2의 안저영상의 개수가 현저히 작은 것을 확인할 수 있다.

표 1

클래스 1	클래스 2	클래스 3	클래스 4
2,501	3,972	16,104	32,575

[0039] 이러한 데이터 불균형 상태에서 딥러닝 모델을 학습하게 되면 분류의 정확도가 떨어지게 된다. 이러한 문제를 해결하기 위해서 상기 클래스 선정단계(S310)로부터 클래스 1 내지 클래스 2가 전처리 대상 클래스로 선정될 수 있다. 그리고 상기 안저영상 회전단계(S320)는 상기 클래스 2의 안저영상 중 무작위로 2500개가 선택될 수 있다. 이는 클래스 1의 안저영상의 수와 균형을 이루도록 하기 위함이다. 그리고 상기 안저영상 회전단계(S320)는 클래스 1의 안저영상 및 클래스 2의 안저영상의 약 50% 비율로 무작위로 선택되어 10도 가량 회전될 수 있다. 즉, 10도 가량 회전된 클래스 1의 안저영상 1250개 및 10도 가량 회전된 클래스 2의 안저영상 1250개가 생성될 수 있다.

[0040] 그리고 상기 안저영상 필터링단계(S330)는 상기 안저영상 회전단계(S320)로부터 10도 가량 회전된 이미지 중에서 약 30% 비율로 다수 개의 필터 중 적어도 하나로 전처리될 수 있다. 상기 다수 개의 필터는 다음필터를 포함할 수 있다. Salt & Pepper 필터는 원본 픽셀값을 갖는 상기 안저영상으로부터 특정 확률로 픽셀값이 0 또는 255로 변경된 변경 픽셀값이 연산되고, 상기 변경 픽셀값에 따라 상기 원본 픽셀값에 값을 더하거나 줄이는 대신 픽셀이 특정 확률로 흰색 또는 검은색으로 표시되도록 하는 필터이다. Gamma 필터는 상기 안저영상이 너무 어둡거나 밝은 경우 상기 원본 픽셀값을 변경하여 밝기를 보정하는 필터이다. Remove noise 필터는 주변 픽셀값을 정렬하고 픽셀값을 중간값으로 변경하는 필터이다.

[0041] 도 4를 보면, (a)는 어떠한 필터로 필터링되지 않은 안저영상이고, (b)는 Salt & Pepper 필터를 통해서 필터링된 안저영상이고, (c)는 Gamma 필터를 통해서 필터링된 안저영상이고, (d)는 Remove noise 필터를 통해서 필터링된 안저영상이고, (e)는 Gamma 필터 및 Salt & Pepper 필터를 통해서 필터링된 안저영상이고, (f)는 Gamma 필터는 Remove noise 필터를 통해서 필터링된 안저영상이다.

[0042] 상술한 본 발명의 일실시예에 따르면, 10도 가량 회전되고 다수 개의 필터 중 적어도 하나로 필터링된 클래스 1의 안저영상 375개 및 10도 가량 회전되고 다수 개의 필터 중 적어도 하나로 필터링된 클래스 2의 안저영상 375개가 생성될 수 있다. 따라서 상기 안저영상 회전단계(S320) 및 안저영상 필터링단계(S330)로부터 클래스 1 내지 클래스 2는 각 클래스별로 1625개가 보장될 수 있다. 상술한 전처리 과정을 통해서 상대적으로 안저영상의 개수가 적은 상기 클래스 1과 클래스 2에 포함된 안저영상을 증가(Augment)시킬 수 있고, 상기 학습단계(S400)에서 상기 딥러닝 모델의 학습 정확도를 향상시킬 수 있는 현저한 효과가 있다.

[0043] 한편, 상기 데이터 전처리단계(S300)는 모든 클래스 내 안저영상을 대상으로 황반과 시신경 유두가 강조 표시될 수 있도록 상기 안저영상의 가장자리의 검은 배경이 제거되는 배경 제거단계(S340) 및 크기가 동일하게 조정되는 크기 조정단계(S350)를 더 포함할 수 있다. 상기 배경 제거단계(S340)는 딥러닝 모델 학습에 배경요소가 영향을 미치지 않도록 하기 위함이다, 그리고 상기 크기 조정단계(S350)는 예시적으로 300×300 크기로 조정될 수 있고, 상기 학습단계(S400)에 딥러닝 모델에 상기 안저영상이 동일한 크기로 입력되도록 하기 위함이다.

[0044] 다음으로, 상기 학습단계(S400)는 상기 적어도 하나의 프로세서(110)에 의하여, 전처리된 상기 다수 개의 클래

스 내 안저영상이 데이터셋이 되어 딥러닝 모델이 학습된다.

- [0045] 본 발명에서 언급하는 상기 딥러닝 모델은 3개의 모델로 이루어진다. 즉, 상기 딥러닝 모델은, 2개의 합성곱 신경망(Convolution Neural Network; CNN) 모델과 1개의 서포트 벡터 머신(Support Vector Machine; SVM) 모델이 합쳐진 것을 특징으로 한다.
- [0046] 도 5의 본 발명의 일실시예에 따르면, 상기 제1 합성곱 신경망(CNN) 모델은 Tensorflow에서 구현한 VGG19를 기반으로 한 모델일 수 있다. 일반적으로, 전이학습은 사전 훈련된 모델의 가중치 값을 다른 기계학습에 적용하는 기술이다. 즉, 상기 제1 합성곱 신경망(CNN₁) 모델은 이미지 분류를 위해서 사전 훈련된 모델인 VGG19를 기반으로 전이 학습될 수 있다. 이에 따라, 상기 학습단계(S400)는 상기 데이터 획득단계(S100)로부터 획득된 안저영상의 수가 작더라도 클래스별 안저영상에 대한 특징을 신속하고 정확하게 학습할 수 있는 현저한 효과가 있다.
- [0047] 또한, 상기 제1 합성곱 신경망(CNN₁) 모델은 상기 학습단계(S400)를 통해서 전처리된 안저영상의 특징을 추출하고, 추출된 특징을 기반으로 클래스를 식별 및 분류하도록 학습될 수 있다. 상기 제1 합성곱 신경망(CNN₁) 모델은 안저영상 내 망막(Retina), 시신경 유두(Optic disc), 중심와(Fovea) 및 황반(Macula)을 기준으로 특징을 추출할 수 있다. 예컨대, 황반의 형상, 황반의 색소침착, 황반의 출혈, 황반의 허혈, 황반의 혈관 비틀림, 시신경 유두의 시신경 위축 등을 특징으로 추출할 수 있고, 안저영상의 전체적 흐림 등을 특징으로 추출할 수 있다.
- [0048] 또한, 상기 제1 합성곱 신경망(CNN₁) 모델은 상기 데이터 전처리단계(S300)로부터 전처리된 안저영상을 학습하기 위해서 학습률 0.00002, 배치 사이즈(Batch Size) 128, 에포크(Epoch) 500을 파라미터(Parameter)로 할 수 있다. 가장 바람직하게 상기 제1 합성곱 신경망(CNN₁) 모델은 클래스 1 및 클래스 2를 클래스 A로 분류하고, 클래스 3 및 클래스 4를 클래스 B로 분류할 수 있도록 학습될 수 있다.
- [0049] 다음으로, 상기 서포트 벡터 머신(SVM) 모델은 통계적 학습 이론에 기반한 알고리즘이다.
- [0050] 일반적으로, 서포트 벡터 머신(SVM) 모델에서 초차원 공간의 학습 데이터는 $\{x_i, y_i\}$ ($i=1, \dots, n, y_i \in \{+1, -1\}$)로 표현될 수 있다. 여기서, x_i 는 데이터 집합이고, y_i 는 x_i 의 레이블이다. 이때, 상기 학습 데이터를 두 클래스로 분류하는 다수 개의 초평면이 존재할 수 있지만, 최적의 초평면은 하나만 존재한다. 상기 최적의 초평면은 각 클래스에서 가장 가까운 데이터 간의 거리를 최대화하는 평면을 일컫는다.
- [0051] 본 발명의 상기 서포트 벡터 머신(SVM) 모델은 RBF(Radial Basis Function) 커널을 이용함으로써, 데이터 공간 변환에 의해 비선형 경계를 갖는 최적의 초평면을 얻을 수 있고, 보다 정확한 분류가 가능하다. 따라서 상기 서포트 벡터 머신(SVM) 모델은 클래스 A를 클래스 1과 클래스 2로 분류할 수 있도록 학습될 수 있다.
- [0052] 다음으로, 상기 제2 합성곱 신경망(CNN) 모델은 PyTorch에서 구현한 EfficientNet-B7을 기반으로 한 모델일 수 있다. EfficientNet-B7은 레이어 수, 채널 수 또는 입력 이미지의 해상도를 복합 계수로 사용하고, 상기 복합 계수를 균일하게 조정하여 최적 조합을 찾아 적용하는 EfficientNet 모델 중에서 더 적은 수의 매개변수를 사용하고도 향상된 성능을 보이는 모델이다. 일반적으로, 전이학습은 사전 훈련된 모델의 가중치 값을 다른 기계학습에 적용하는 기술이다. 상기 제2 합성곱 신경망(CNN₂) 모델은 이미지 분류를 위해서 사전 훈련된 모델인 EfficientNet-B7을 기반으로 전이 학습될 수 있다. 이에 따라 상기 데이터 획득단계(S100)로부터 획득된 안저영상의 개수가 작더라도 신속하고 정확한 학습이 가능한 현저한 효과가 있다.
- [0053] 도 6 내지 도 7을 보면, EfficientNet-B7은 다수 개의 MBConv로 구성되어 있고 도 7의 (a)와 같은 세부구조를 갖는 MBConv1 및 도 7의 (b)와 같은 세부구조를 갖는 MBConv6을 포함한다. 각 MBConv 내 깊이기반 컨볼루션(Depthwise Convolution)은 이미지의 각 채널에 대해 $k \times k$ 커널(kernel)로 컨볼루션 연산을 수행할 수 있다. 상기 깊이기반 컨볼루션(Depthwise Convolution)에 의해 연산된 각 채널(channel)은 특징맵이 된다. 그리고 각 층(layer)은 배치 정규화(Batch Normalization)를 한 다음 활성화 함수로 Swish 함수를 사용한다. 상기 Swish 함수는 활성화 함수인 Sigmoid 및 Tanh 함수와 달리 학습 중에 기울기 값이 0에 가깝게 포화되는 것을 방지할 수 있다. 그리고 상기 Swish 함수는 활성화 함수인 Relu 함수와 달리 초기 값과 학습률에 덜 민감하다. 즉, 상기 Swish 함수는 작은 음수값에 대해 0을 반환하지 않고 어느 정도 값을 그대로 제공한다.
- [0054] 또한, 추출 및 재조정(Squeeze and Excitation; SE) 층은 전역 평균 풀링(Global Average Pooling), 제1 완전 연결(Fully Connected; FC₁) 층, Relu 함수, 제2 완전 연결(Fully Connected; FC₂) 층 및 Sigmoid 함수를 포함할 수 있다. 이때, 상기 추출 및 재조정(SE) 층 내 두 개의 완전 연결 층(FC₁, FC₂)은 병목 구조로 파라미터

(Parameter)의 수가 증가하는 것을 방지할 수 있다. 각 채널의 상대적 중요성은 상기 두 개의 완전 연결 층(FC_1 , FC_2)과 비선형 활성화 함수(ReLU, Sigmoid)를 통해서 확인할 수 있다.

[0055] 마지막으로, 1×1 컨볼루션 연산에 의해 채널(channel)이 축소될 수 있다. 축소된 채널(channel)의 경우 활성화 기능을 사용하면 민감한 정보가 삭제됨으로 활성화 함수를 사용하지 않고, 배치 정규화(Batch Normalization)만 수행될 수 있다. 즉, 배치 정규화(Batch Normalization) 후 출력된 값은 또 다른 층의 입력값이 된다. 그러면 이전에 학습된 정보를 보존하고 추가로 학습함으로써, 상기 기록매체(120)의 저장용량 사용을 줄일 수 있다.

[0056] 상기 제2 합성곱 신경망(CNN_2) 모델은 상기 전처리 된 안저영상을 학습하기 위해서 학습률 0.00002, 배치 사이즈(Batch Size) 128, 에포크(Epoch) 1000을 매개변수로 할 수 있다. 따라서 상기 제2 합성곱 신경망(CNN_2) 모델은 상기 클래스 B를 클래스 3과 클래스 4로 분류할 수 있다.

[0057] 따라서 본 발명의 상기 딥러닝 모델 학습 방법은 피검사자의 안저영상이 입력됨으로써, 피검사자의 시력 측정 데이터가 출력되는 딥러닝 모델을 학습할 수 있는 현저한 효과가 있다.

[0059] 딥러닝 모델을 이용한 시력 측정 방법

[0060] 도 2를 보면, 본 발명의 딥러닝 모델을 이용한 시력 측정 방법은 데이터 획득단계(S100), 데이터 분류단계(S200), 데이터 전처리단계(S300), 학습단계(S400), 안저영상 획득단계(S500) 및 데이터 출력단계(S600)를 포함한다.

[0061] 보다 구체적으로, 상기 데이터 획득단계(S100)는 적어도 하나의 프로세서(110)에 의하여, 다수로부터 안저영상과 시력 측정 데이터가 각각 획득된다.

[0062] 본 발명에서 언급하는 안저영상은 특수 안저 카메라를 이용하여 눈 뒤쪽의 사진을 찍은 영상을 일컫는다. 상기 안저영상은 피검사자의 망막(Retina), 시신경 유두(Optic disc), 중심와(Fovea) 및 황반(Macula)을 포함할 수 있다. 도 3을 보면, 상기 망막(Retina)은 대부분의 척추동물과 일부 연체동물에서 빛에 민감한 조직의 가장 안쪽 층이다. 눈은 상기 망막에 집중한 피사체를 2차원 이미지로 만들고, 상기 망막은 이미지를 뇌에 대한 전기적 신경 자극으로 변환하여 시각적 인식을 생성할 수 있다. 즉, 망막은 카메라의 필름이나 이미지 센서와 유사한 기능을 한다. 상기 시신경 유두(Optic disc)는 망막 신경절 세포의 축삭이 수렴하여 눈을 떠나는 지점이다. 정상적인 인간의 눈에 있는 시신경 유두는 눈에서 뇌로 1-120만 개의 구심성 신경 섬유를 운반할 수 있다. 그리고 시신경 유두는 망막에 혈액을 공급하는 주요 혈관의 진입점이다. 중심와(Fovea)는 시세포가 밀집되어 있어 빛을 가장 선명하고 정확하게 받아들이는 지점이다. 황반(Macula)은 각막 및 수정체에 의해 빛이 집중되는 곳이다. 황반의 광수용기 세포는 신경 섬유와 연결되어 시각 정보를 뇌로 전달한다.

[0063] 또한, 본 발명에서 언급하는 시력 측정 데이터는 다수가 종래 시력 측정 방법을 이용하여 검사자로부터 측정된 데이터이다. 상기 시력 측정 데이터는 좌안과 우안을 구분하여 0.0 내지 1 사이에 기 설정된 간격으로 구분된 다수 개의 데이터 중 하나일 수 있다. 1에 가까울수록 시력이 좋고, 0.0에 가까울수록 시력이 나쁘다. 예컨대, 환자의 좌안과 우안의 시력 측정 데이터는 종래 시력 측정 방법을 통해서 측정된 0.8 및 0.9일 수 있다.

[0064] 다음으로, 상기 데이터 분류단계(S200)는 상기 적어도 하나의 프로세서(110)에 의하여, 개인별 안저영상과 시력 측정 데이터가 커플링(Coupling)된 후 상기 시력 측정 데이터가 기준이 되어 다수 개의 클래스로 분류된다.

[0065] 우선, 상기 데이터 분류단계(S200)는 다수에게 개별적으로 ID가 부여될 수 있고, ID당 안저영상과 시력 측정 데이터가 커플링(Coupling)되어 상기 기록매체(120)에 저장될 수 있다. 이때, 좌안과 우안 역시 구분될 수 있다. ID당 좌안에 대한 안저영상과 좌안에 대한 시력 측정 데이터가 커플링(Coupling)되고, ID당 우안에 대한 안저영상과 우안에 대한 시력 측정 데이터가 커플링(Coupling)될 수 있다. 본 발명은 안저영상을 통해서 시력 측정 데이터를 추출하기 위한 것으로 안저영상과 시력 측정 데이터 간의 연관성을 용이하게 파악하기 위해 상술한 저장 방식이 채택될 수 있다.

[0066] 또한, 상술한 바와 같이 상기 시력 측정 데이터는 0.0 내지 1.0 사이에 기 설정된 간격으로 구분된 다수 개의 데이터 중 하나일 수 있다. 즉, 상기 데이터 분류단계(S200)는 0.0 내지 1.0 사이에 기 설정된 간격으로 구분된 다수 개의 데이터가 임상적으로 또는 임의적으로 분류됨으로써, 클래스의 개수와 클래스별 시력 측정 데이터의 범위가 지정되는 것을 특징으로 한다.

[0067] 예컨대, 상기 데이터 분류단계(S200)는 상기 시력 측정 데이터가 기준이 되어 4개의 클래스로 분류될 수 있다.

클래스 1은 상기 시력 측정 데이터가 0.0~0.05인 경우, 클래스 2는 상기 시력 측정 데이터가 0.1, 0.15 및 0.2인 경우, 클래스 3은 상기 시력 측정 데이터가 0.3 내지 0.7인 경우, 마지막으로 클래스 4는 상기 시력 측정 데이터가 0.8 내지 1인 경우이다.

- [0068] 다음으로, 상기 데이터 전처리단계(S300)는 상기 적어도 하나의 프로세서(110)에 의하여, 상기 다수 개의 클래스 내 안저영상이 클래스별로 전처리 된다.
- [0069] 일반적으로, 의료 분야에서는 정상 케이스의 데이터 세트가 비정상 케이스의 데이터 세트보다 훨씬 크기 때문에 의료 데이터 세트의 균형 잡힌 크기를 얻는 것이 매우 어렵다. 본 발명 역시 다수 중에서 대부분이 시력 측정 데이터가 높고, 나머지가 시력 측정 데이터가 낮은 데이터 불균형이 있을 수 있다.
- [0070] 또한, 종래에는 데이터에 대한 전단(Shearing) 및 이동(Shifting)과 같은 전처리가 수행된다. 데이터의 모양을 변형하거나 위치를 조정함으로써 모델에 학습 및 입력되기 용이하다. 다만, 본 발명의 상기 안저영상은 전단(Shearing) 및 이동(Shifting) 전처리를 하게 되면 상기 안저영상의 모양을 변형하거나 위치를 조정하게 되면 황반 및 시신경 유두의 형상이 오히려 손상된 것으로 보일 수 있으므로 학습의 정확도를 높일 수 없다. 따라서 상기 데이터 전처리단계(S300)는 전단(Shearing) 및 이동(Shifting) 전처리가 배제될 수 있다.
- [0071] 즉, 상기 데이터 전처리단계(S300)는 상기 다수 개의 클래스 중에서 상기 안저영상의 개수가 기 설정된 기준수치 이하인 클래스가 전처리 대상 클래스로 선정되는 클래스 선정단계(S310), 상기 전처리 대상 클래스에 포함된 안저영상의 일부 또는 전체가 기 설정된 설정각도로 회전되는 안저영상 회전단계(S320) 및 상기 안저영상 회전단계(S320)로부터 회전된 안저영상의 일부 또는 전체가 다수 개의 필터 중 적어도 하나가 이용되어 필터링 되는 안저영상 필터링단계(S330)를 포함함으로써, 상기 다수 개의 클래스 간의 데이터 불균형을 해소할 수 있는 것을 특징으로 한다.
- [0072] 예컨대, 상기 데이터 분류단계(S200)로부터 분류된 클래스 1 내지 4의 안저영상의 개수는 상기 [표 1]과 같다. 클래스 3 내지 클래스 4의 안저영상의 개수보다 클래스 1 내지 클래스 2의 안저영상의 개수가 현저히 작은 것을 확인할 수 있다.
- [0073] 이러한 데이터 불균형 상태에서 딥러닝 모델을 학습하게 되면 분류의 정확도가 떨어지게 된다. 이러한 문제를 해결하기 위해서 상기 클래스 선정단계(S310)로부터 클래스 1 내지 클래스 2가 전처리 대상 클래스로 선정될 수 있다. 그리고 상기 안저영상 회전단계(S320)는 상기 클래스 2의 안저영상 중 무작위로 2500개가 선택될 수 있다. 이는 클래스 1의 안저영상의 수와 균형을 이루도록 하기 위함이다. 그리고 상기 안저영상 회전단계(S320)는 클래스 1의 안저영상 및 클래스 2의 안저영상의 약 50% 비율로 무작위로 선택되어 10도 가량 회전될 수 있다. 즉, 10도 가량 회전된 클래스 1의 안저영상 1250개 및 10도 가량 회전된 클래스 2의 안저영상 1250개가 생성될 수 있다.
- [0074] 그리고 상기 안저영상 필터링단계(S330)는 상기 안저영상 회전단계(S320)로부터 10도 가량 회전된 이미지 중에서 약 30% 비율로 다수 개의 필터 중 적어도 하나로 전처리될 수 있다. 상기 다수 개의 필터는 다음필터를 포함할 수 있다. Salt & Pepper 필터는 원본 픽셀값을 갖는 상기 안저영상으로부터 특정 확률로 픽셀값이 0 또는 255로 변경된 변경 픽셀값이 연산되고, 상기 변경 픽셀값에 따라 상기 원본 픽셀값에 값을 더하거나 줄이는 대신 픽셀이 특정 확률로 흰색 또는 검은색으로 표시되도록 하는 필터이다. Gamma 필터는 상기 안저영상이 너무 어둡거나 밝은 경우 상기 원본 픽셀값을 변경하여 밝기를 보정하는 필터이다. Remove noise 필터는 주변 픽셀값을 정렬하고 픽셀값을 중간값으로 변경하는 필터이다.
- [0075] 도 4를 보면, (a)는 어떠한 필터로 필터링되지 않은 안저영상이고, (b)는 Salt & Pepper 필터를 통해서 필터링된 안저영상이고, (c)는 Gamma 필터를 통해서 필터링된 안저영상이고, (d)는 Remove noise 필터를 통해서 필터링된 안저영상이고, (e)는 Gamma 필터 및 Salt & Pepper 필터를 통해서 필터링된 안저영상이고, (f)는 Gamma 필터는 Remove noise 필터를 통해서 필터링된 안저영상이다.
- [0076] 상술한 본 발명의 일실시예에 따르면, 10도 가량 회전되고 다수 개의 필터 중 적어도 하나로 필터링된 클래스 1의 안저영상 375개 및 10도 가량 회전되고 다수 개의 필터 중 적어도 하나로 필터링된 클래스 2의 안저영상 375개가 생성될 수 있다. 따라서 상기 안저영상 회전단계(S320) 및 안저영상 필터링단계(S330)로부터 클래스 1 내지 클래스 2는 각 클래스별로 1625개가 보장될 수 있다. 상술한 전처리 과정을 통해서 상대적으로 안저영상의 개수가 적은 상기 클래스 1과 클래스 2에 포함된 안저영상을 증가(Augment)시킬 수 있고, 상기 학습단계(S400)에서 상기 딥러닝 모델의 학습 정확도를 향상시킬 수 있는 현저한 효과가 있다.
- [0077] 한편, 상기 데이터 전처리단계(S300)는 모든 클래스 내 안저영상을 대상으로 황반과 시신경 유두가 강조 표시될

수 있도록 상기 안저영상의 가장자리의 검은 배경이 제거되는 배경 제거단계(S340) 및 크기가 동일하게 조정되는 크기 조정단계(S350)를 더 포함할 수 있다. 상기 배경 제거단계(S340)는 딥러닝 모델 학습에 배경요소가 영향을 미치지 않도록 하기 위함이다, 그리고 상기 크기 조정단계(S350)는 예시적으로 300×300 크기로 조정될 수 있고, 상기 학습단계(S400)에 딥러닝 모델에 상기 안저영상이 동일한 크기로 입력되도록 하기 위함이다.

[0078] 다음으로, 상기 학습단계(S400)는 상기 적어도 하나의 프로세서(110)에 의하여, 전처리된 상기 다수 개의 클래스 내 안저영상이 데이터셋이 되어 딥러닝 모델이 학습된다.

[0079] 본 발명에서 언급하는 상기 딥러닝 모델은 3개의 모델로 이루어진다. 즉, 상기 딥러닝 모델은, 2개의 합성곱 신경망(Convolution Neural Network; CNN) 모델과 1개의 서포트 벡터 머신(Support Vector Machine; SVM) 모델이 합쳐진 것을 특징으로 한다.

[0080] 도 5의 본 발명의 일실시예에 따르면, 상기 제1 합성곱 신경망(CNN) 모델은 Tensorflow에서 구현한 VGG19를 기반으로 한 모델일 수 있다. 일반적으로, 전이학습은 사전 훈련된 모델의 가중치 값을 다른 기계학습에 적용하는 기술이다. 즉, 상기 제1 합성곱 신경망(CNN₁) 모델은 이미지 분류를 위해서 사전 훈련된 모델인 VGG19를 기반으로 전이 학습될 수 있다. 이에 따라, 상기 학습단계(S400)는 상기 데이터 획득단계(S100)로부터 획득된 안저영상의 수가 작더라도 클래스별 안저영상에 대한 특징을 신속하고 정확하게 학습할 수 있는 현저한 효과가 있다.

[0081] 또한, 상기 제1 합성곱 신경망(CNN₁) 모델은 상기 학습단계(S400)를 통해서 전처리된 안저영상의 특징을 추출하고, 추출된 특징을 기반으로 클래스를 식별 및 분류하도록 학습될 수 있다. 상기 제1 합성곱 신경망(CNN₁) 모델은 안저영상 내 망막(Retina), 시신경 유두(Optic disc), 중심와(Fovea) 및 황반(Macula)을 기준으로 특징을 추출할 수 있다. 예컨대, 황반의 형상, 황반의 색소침착, 황반의 출혈, 황반의 허혈, 황반의 혈관 비틀림, 시신경 유두의 시신경 위축 등을 특징으로 추출할 수 있고, 안저영상의 전체적 흐림 등을 특징으로 추출할 수 있다.

[0082] 또한, 상기 제1 합성곱 신경망(CNN₁) 모델은 상기 데이터 전처리단계(S300)로부터 전처리된 안저영상을 학습하기 위해서 학습률 0.00002, 배치 사이즈(Batch Size) 128, 에포크(Epoch) 500을 파라미터(Parameter)로 할 수 있다. 가장 바람직하게 상기 제1 합성곱 신경망(CNN₁) 모델은 클래스 1 및 클래스 2를 클래스 A로 분류하고, 클래스 3 및 클래스 4를 클래스 B로 분류할 수 있도록 학습될 수 있다.

[0083] 다음으로, 상기 서포트 벡터 머신(SVM) 모델은 통계적 학습 이론에 기반한 알고리즘이다.

[0084] 일반적으로, 서포트 벡터 머신(SVM) 모델에서 초차원 공간의 학습 데이터는 $\{x_i, y_i\}$ ($i=1, \dots, n, y_i \in \{+1, -1\}$)로 표현될 수 있다. 여기서, x_i 는 데이터 집합이고, y_i 는 x_i 의 레이블이다. 이때, 상기 학습 데이터를 두 클래스로 분류하는 다수 개의 초평면이 존재할 수 있지만, 최적의 초평면은 하나만 존재한다. 상기 최적의 초평면은 각 클래스에서 가장 가까운 데이터 간의 거리를 최대화하는 평면을 일컫는다.

[0085] 본 발명의 상기 서포트 벡터 머신(SVM) 모델은 RBF(Radial Basis Function) 커널을 이용함으로써, 데이터 공간 변환에 의해 비선형 경계를 갖는 최적의 초평면을 얻을 수 있고, 보다 정확한 분류가 가능하다. 따라서 상기 서포트 벡터 머신(SVM) 모델은 클래스 A를 클래스 1과 클래스 2로 분류할 수 있도록 학습될 수 있다.

[0086] 다음으로, 상기 제2 합성곱 신경망(CNN) 모델은 PyTorch에서 구현한 EfficientNet-B7을 기반으로 한 모델일 수 있다. EfficientNet-B7은 레이어 수, 채널 수 또는 입력 이미지의 해상도를 복합 계수로 사용하고, 상기 복합 계수를 균일하게 조정하여 최적 조합을 찾아 적용하는 EfficientNet 모델 중에서 더 적은 수의 매개변수를 사용하고도 향상된 성능을 보이는 모델이다. 일반적으로, 전이학습은 사전 훈련된 모델의 가중치 값을 다른 기계학습에 적용하는 기술이다. 상기 제2 합성곱 신경망(CNN₂) 모델은 이미지 분류를 위해서 사전 훈련된 모델인 EfficientNet-B7을 기반으로 전이 학습될 수 있다. 이에 따라 상기 데이터 획득단계(S100)로부터 획득된 안저영상의 개수가 작더라도 신속하고 정확한 학습이 가능한 현저한 효과가 있다.

[0087] 도 6 내지 도 7을 보면, EfficientNet-B7은 다수 개의 MBConv로 구성되어 있고 도 7의 (a)와 같은 세부구조를 갖는 MBConv1 및 도 7의 (b)와 같은 세부구조를 갖는 MBConv6을 포함한다. 각 MBConv 내 깊이기반 컨볼루션(Depthwise Convolution)은 이미지의 각 채널에 대해 $k \times k$ 커널(kernel)로 컨볼루션 연산을 수행할 수 있다. 상기 깊이기반 컨볼루션(Depthwise Convolution)에 의해 연산된 각 채널(channel)은 특징맵이 된다. 그리고 각 층(layer)은 배치 정규화(Batch Normalization)를 한 다음 활성화 함수로 Swish 함수를 사용한다. 상기 Swish 함수는 활성화 함수인 Sigmoid 및 Tanh 함수와 달리 학습 중에 기울기 값이 0에 가깝게 포화되는 것을 방지할 수 있다. 그리고 상기 Swish 함수는 활성화 함수인 Relu 함수와 달리 초기 값과 학습률에 덜 민감하다. 즉, 상

기 Swish 함수는 작은 음수값에 대해 0을 반환하지 않고 어느 정도 값을 그대로 제공한다.

- [0088] 또한, 추출 및 재조정(Squeeze and Excitation; SE) 층은 전역 평균 풀링(Global Average Pooling), 제1 완전 연결(Fully Connected; FC₁) 층, Relu 함수, 제2 완전 연결(Fully Connected; FC₂) 층 및 Sigmoid 함수를 포함할 수 있다. 이때, 상기 추출 및 재조정(SE) 층 내 두 개의 완전 연결 층(FC₁, FC₂)은 병목 구조로 파라미터(Parameter)의 수가 증가하는 것을 방지할 수 있다. 각 채널의 상대적 중요성은 상기 두 개의 완전 연결 층(FC₁, FC₂)과 비선형 활성화 함수(ReLU, Sigmoid)를 통해서 확인할 수 있다.
- [0089] 마지막으로, 1×1 컨볼루션 연산에 의해 채널(channel)이 축소될 수 있다. 축소된 채널(channel)의 경우 활성화 기능을 사용하면 민감한 정보가 삭제됨으로 활성화 함수를 사용하지 않고, 배치 정규화(Batch Normalization)만 수행될 수 있다. 즉, 배치 정규화(Batch Normalization) 후 출력된 값은 또 다른 층의 입력값이 된다. 그러면 이전에 학습된 정보를 보존하고 추가로 학습함으로써, 상기 기록매체(120)의 저장용량 사용을 줄일 수 있다.
- [0090] 상기 제2 합성곱 신경망(CNN₂) 모델은 상기 전처리 된 안저영상을 학습하기 위해서 학습률 0.00002, 배치 사이즈(Batch Size) 128, 에포크(Epoch) 1000을 매개변수로 할 수 있다. 따라서 상기 제2 합성곱 신경망(CNN₂) 모델은 상기 클래스 B를 클래스 3과 클래스 4로 분류할 수 있다.
- [0091] 다음으로, 상기 안저영상 획득단계(S500)는 상기 적어도 하나의 프로세서(110)에 의하여, 시력을 측정하고자 하는 피검사자의 안저영상이 획득된다.
- [0092] 본 발명에서 언급하는 피검사자는 종래 시력 측정 방법이 가능한 사람이거나 그렇지 않은 사람일 수 있다. 종래 시력 측정 방법이 불가능한 사람은 거동이 불편한 사람, 눈을 가릴 수 있는 수단을 사용할 수 없는 사람, 환자가 의식이 없거나 검사자와의 의사소통이 부족한 사람, 솔직하게 차트에서 보이는 부분을 말하지 않는 등 기만 행위가 강하게 의심되는 사람. 사회적 고립이 장기화 되면서 시력검사를 위한 병원방문을 꺼리는 사람, 영유아 또는 초등생 이하의 어린이일 수 있다.
- [0093] 그리고 본 발명에서 언급하는 안저영상은 특수 안저 카메라가 이용되어 상기 피검사자의 눈 뒤쪽의 사진을 찍은 영상을 일컫는다. 상기 안저영상은 피검사자의 망막(Retina), 시신경 유두(Optic disc), 중심와(Fovea) 및 황반(Macula)을 포함하여 촬영될 수 있다.
- [0094] 한편, 상기 안저영상 획득단계(S500)는 상기 딥러닝 모델에 입력되기 용이하도록 피검사자의 안저영상이 전처리될 수 있다. 즉, 상기 안저영상 획득단계(S500)는 피검사자의 안저영상을 대상으로 황반과 시신경 유두가 강조 표시될 수 있도록 가장자리의 검은 배경이 제거되는 피검사자 안저영상 배경 제거단계(S510) 및 상기 딥러닝 모델의 입력크기와 동일하게 피검사자의 안저영상의 크기가 조정되는 피검사자 안저영상 크기 조정단계(S520)를 더 포함할 수 있다. 상기 피검사자 안저영상 크기 조정단계(S520)는 예시적으로 300×300 크기로 조정될 수 있다.
- [0095] 다음으로, 상기 시력 측정 데이터 출력단계(S600)는 상기 적어도 하나의 프로세서(110)에 의하여, 상기 학습단계(S400)로부터 학습된 딥러닝 모델 내 피검사자의 안저영상이 입력됨으로써, 피검사자의 시력 측정 데이터가 출력된다.
- [0096] 도 8을 보면, 상기 딥러닝 모델은 피검사자의 안저영상을 클래스 1 내지 클래스 4 중에서 하나로 분류하고, 클래스에 해당하는 시력 측정 데이터가 출력될 수 있다. 예컨대, 피검사자의 안저영상이 클래스 1로 분류되었다면 클래스 1에 해당하는 시력 측정 데이터 0.0~0.05가 결과로 출력될 수 있다.
- [0097] 따라서 본 발명에 따르면, 데이터 획득단계(S100), 데이터 분류단계(S200), 데이터 전처리단계(S300) 및 학습단계(S400)를 포함함으로써, 안저영상에 대한 데이터 불균형을 해소할 수 있고, 보다 정확한 결과를 출력할 수 있도록 딥러닝 모델을 학습시킬 수 있다.
- [0098] 또한 본 발명은 기 학습된 딥러닝 모델 내 피검사자의 안저영상이 입력되면 피검사자의 시력 측정 데이터가 출력되도록 함으로써, 종래 특정거리에 위치한 피검사자가 차트를 읽으면서 시력을 측정하는 방법을 수행할 수 없는 피검사자의 경우에도 용이하게 피검사자의 시력을 측정할 수 있는 효과가 있다. 그리고 의료진은 상기 시력 측정 데이터를 참고하여 시력저하여부, 특정질환의 호전 및 악화여부를 파악할 수 있는 현저한 효과가 있다.
- [0100] 실시예들은 하드웨어, 소프트웨어, 펌웨어, 미들웨어, 마이크로코드, 하드웨어 기술 언어, 또는 이들의 임의의

조합에 의해 구현될 수 있다. 소프트웨어, 펌웨어, 미들웨어 또는 마이크로코드로 구현되는 경우, 필요한 작업을 수행하는 프로그램 코드 또는 코드 세그먼트들은 컴퓨터 판독 가능 저장 매체에 저장되고 하나 이상의 프로세서에 의해 실행될 수 있다.

[0101] 그리고 본 명세서에 설명된 주제의 양태들은 컴퓨터에 의해 실행되는 프로그램 모듈 또는 컴포넌트와 같은 컴퓨터 실행 가능 명령어들의 일반적인 맥락에서 설명될 수 있다. 일반적으로, 프로그램 모듈 또는 컴포넌트들은 특정 작업을 수행하거나 특정 데이터 형식을 구현하는 루틴, 프로그램, 객체, 데이터 구조를 포함한다. 본 명세서에 설명된 주제의 양태들은 통신 네트워크를 통해 링크되는 원격 처리 디바이스들에 의해 작업들이 수행되는 분산 컴퓨팅 환경들에서 실시될 수도 있다. 분산 컴퓨팅 환경에서, 프로그램 모듈들은 메모리 저장 디바이스들을 포함하는 로컬 및 원격 컴퓨터 저장 매체에 둘 다에 위치할 수 있다.

[0102] 이상과 같이 실시예들이 비록 한정된 실시예와 도면에 의해 설명되었으나, 해당 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자라면 상기의 기재로부터 다양한 수정 및 변형이 가능하다. 예를 들어, 설명된 기술들이 설명된 방법과 다른 순서로 수행되거나, 및/또는 으로 설명된 시스템, 구조, 장치, 회로 등의 구성요소들이 설명된 방법과 다른 형태로 결합 또는 조합되거나, 다른 구성요소 또는 균등물에 의하여 대치되거나 치환되더라도 적절한 결과가 달성될 수 있다.

[0103] 그러므로 다른 구현들, 다른 실시예들 및 특허청구범위와 균등한 것들도 후술하는 특허청구범위의 범위에 속한다.

부호의 설명

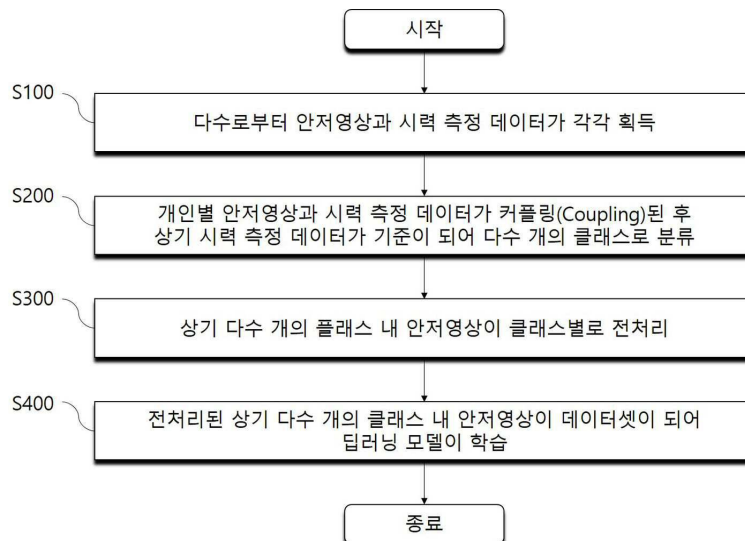
[0104] 100.. 컴퓨터 장치

110.. 적어도 하나의 프로세서

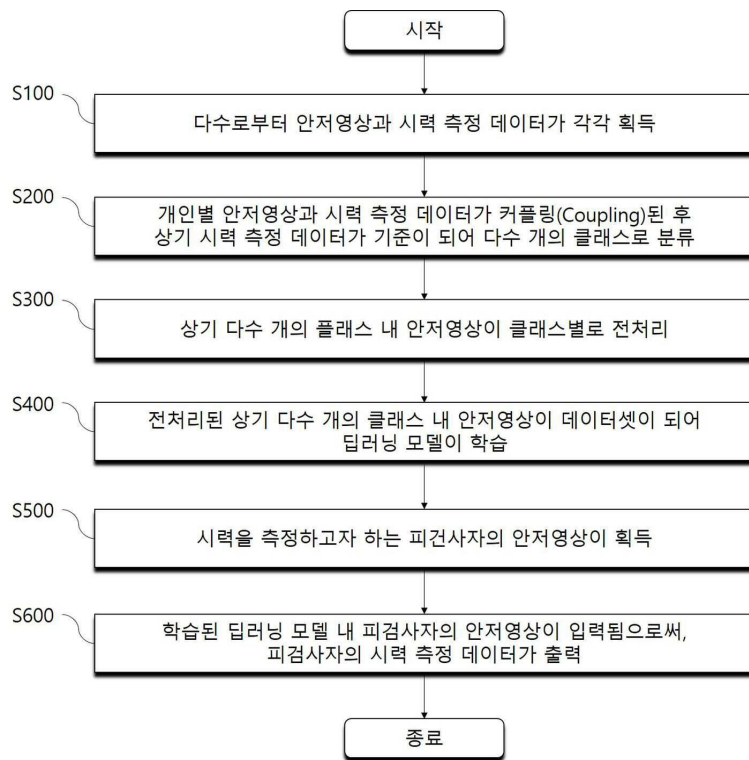
120.. 기록매체

도면

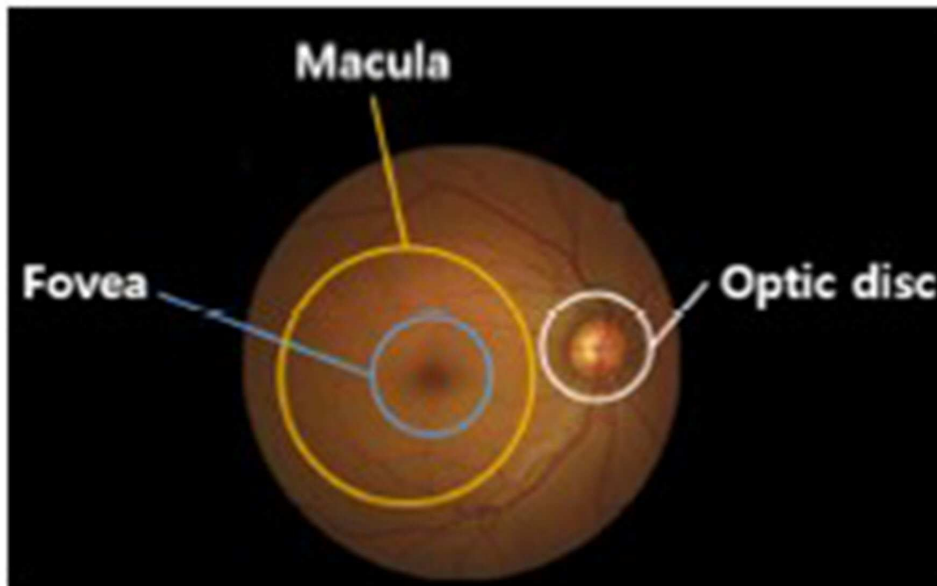
도면1



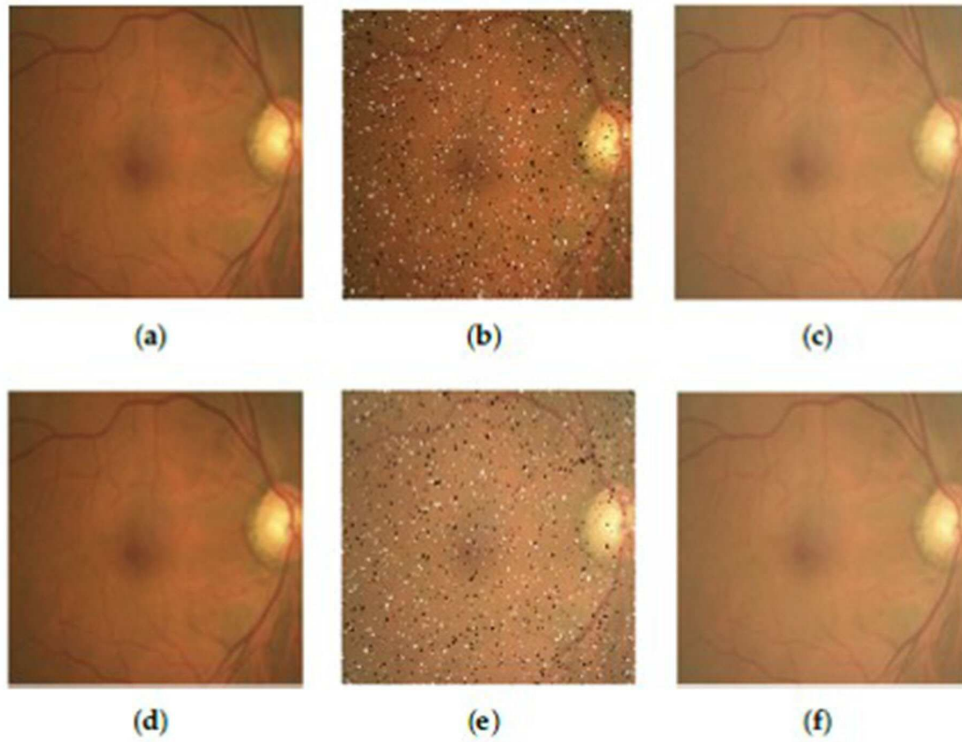
도면2



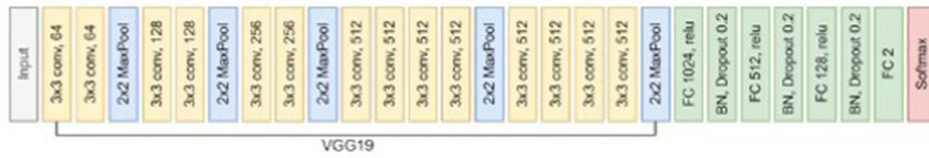
도면3



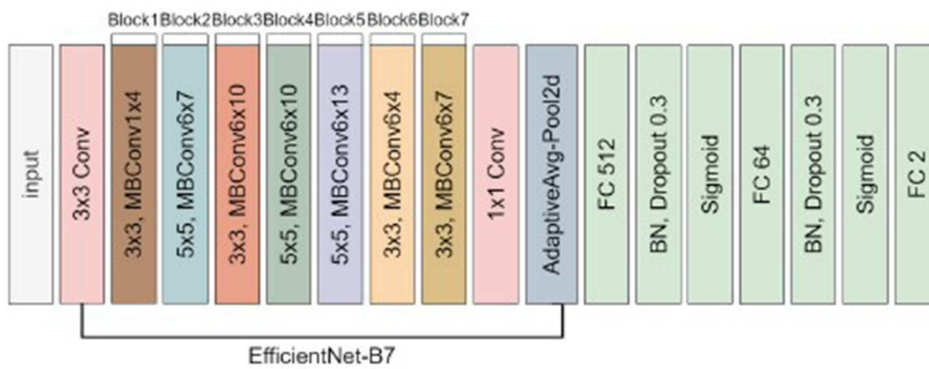
도면4



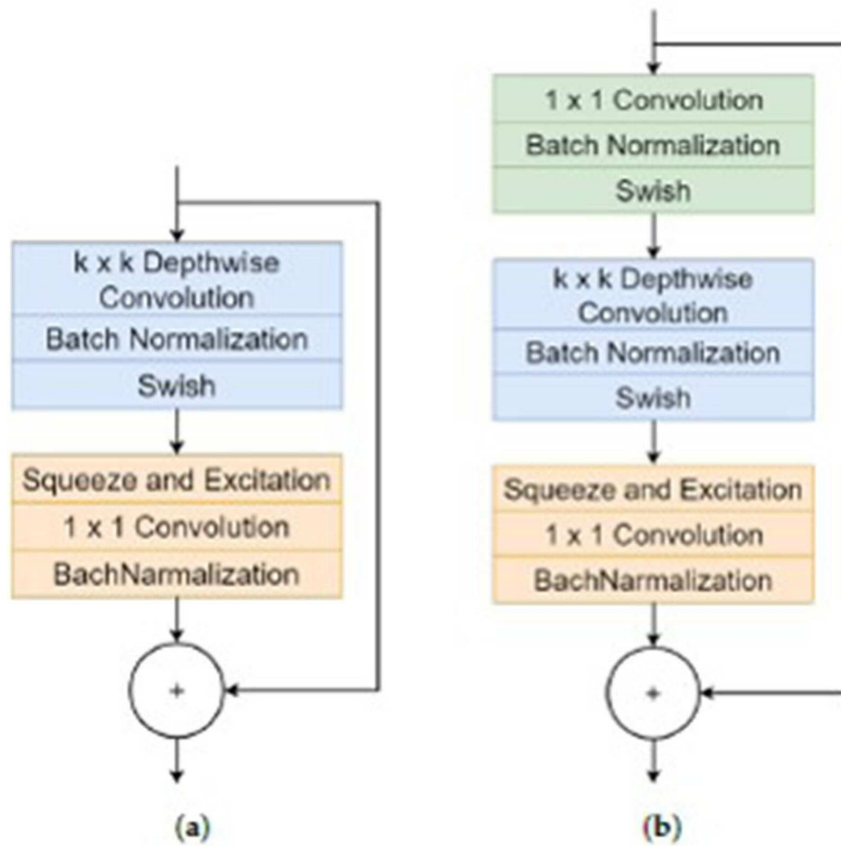
도면5



도면6



도면7



도면8

