



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2023-0069315
(43) 공개일자 2023년05월19일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)

G16H 50/50 (2018.01) A61B 3/12 (2006.01)
A61B 5/00 (2021.01) G06N 20/00 (2019.01)
G06N 3/08 (2023.01) G06T 7/00 (2017.01)
G16H 30/40 (2018.01) G16H 50/20 (2018.01)
G16H 50/70 (2018.01)

(52) CPC특허분류

G16H 50/50 (2018.01)
A61B 3/12 (2013.01)

(21) 출원번호 10-2021-0155199

(22) 출원일자 2021년11월11일

심사청구일자 2021년11월11일

(71) 출원인

충북대학교 산학협력단

충청북도 청주시 서원구 충대로 1 (개신동)

울산대학교 산학협력단

울산광역시 남구 대학로 93(무거동)

(72) 발명자

윤재석

충청북도 청주시 흥덕구 오송읍 오송생명1로 152,
804동 101호(오송힐데스하임아파트)

허태영

충청북도 청주시 상당구 단재로 312, 111동 802
호(방서동, 방서중흥에스클래스)

김경민

경기도 안양시 동안구 경수대로733번길 23, 제10
3동 2103호(호계동, 호계1차 현대홈타운)

(74) 대리인

장용석

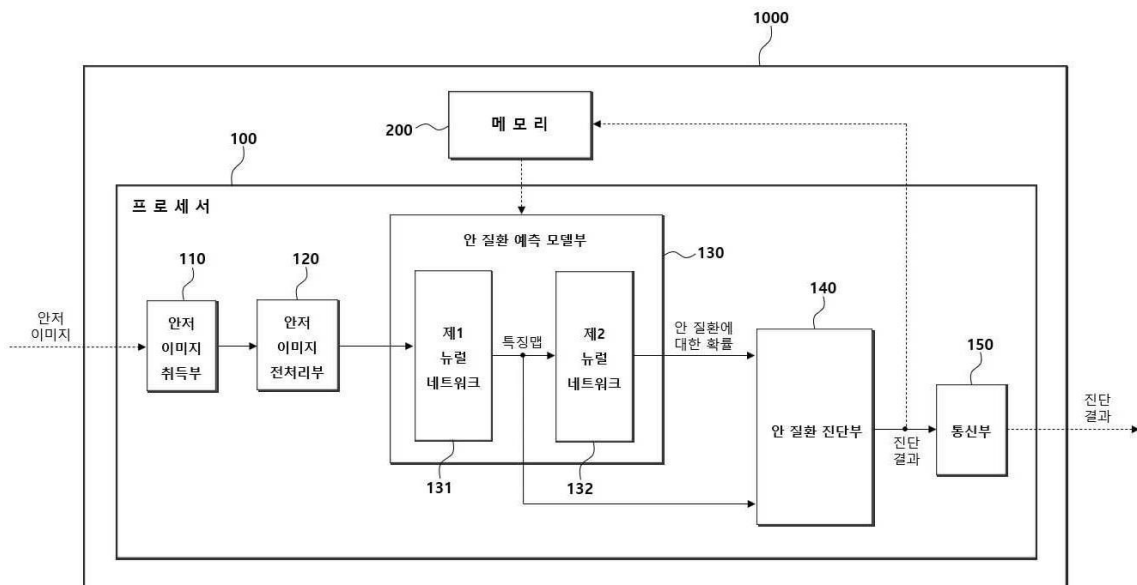
전체 청구항 수 : 총 14 항

(54) 발명의 명칭 안저 이미지를 이용한 안 질환 진단 장치 및 방법

(57) 요약

본 발명에 따른 안저 이미지를 이용한 안 질환 진단 장치는, 피검자의 안저 이미지를 취득하는 안저 이미지 취득부; 상기 안저 이미지를 미리 저장된 제1 뉴럴 네트워크의 입력으로 적용하여 상기 안저 이미지의 기계학습 결과인 특징맵을 추출하고, 상기 특징맵을 미리 저장된 제2 뉴럴 네트워크의 입력으로 적용하여 상기 특징맵의 기계학습 결과인 안 질환에 대한 확률을 산출하는 안 질환 예측 모델부; 및 상기 안 질환에 대한 확률에 기초하여, 상기 안저 이미지 내에 안 질환이 존재하는지 여부를 진단하는 안 질환 진단부를 포함한다. 본 발명에 의하면, 안 질환 진단 장치의 사용자가 안 질환 존재 여부를 빠른 시간 내에 파악할 수 있기 때문에 효율적인 안 질환이 가능해진다.

대표도



(52) CPC특허분류

A61B 5/004 (2013.01)
G06N 20/00 (2021.08)
G06N 3/08 (2023.01)
G06T 7/0012 (2013.01)
G16H 30/40 (2018.01)
G16H 50/20 (2018.01)
G16H 50/70 (2018.01)
G06T 2207/30041 (2013.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1345329680
과제번호	2020대학혁신-147
부처명	교육부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	대학혁신지원(R&D)
연구과제명	(충북지역혁신플랫폼)충북대학교
기 여 율	1/1
과제수행기관명	(충북지역혁신플랫폼)충북대학교
연구기간	2021.04.01 ~ 2021.12.31

명세서

청구범위

청구항 1

피검자의 안저 이미지를 취득하는 안저 이미지 취득부;

상기 안저 이미지를 미리 저장된 제1 뉴럴 네트워크의 입력으로 적용하여 상기 안저 이미지의 기계학습 결과인 특징맵을 추출하고, 상기 특징맵을 미리 저장된 제2 뉴럴 네트워크의 입력으로 적용하여 상기 특징맵의 기계학습 결과인 안 질환에 대한 확률을 산출하는 안 질환 예측 모델부; 및

상기 안 질환에 대한 확률에 기초하여, 상기 안저 이미지 내에 안 질환이 존재하는지 여부를 진단하는 안 질환 진단부를 포함하는 안저 이미지를 이용한 안 질환 진단 장치.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 안 질환 예측 모델부는,

여러 종의 안 질환에 대한 종류별 질병률을 상기 안 질환에 대한 확률로서 산출하고,

상기 안 질환 진단부는,

상기 여러 종의 안 질환에 대한 종류별 질병률을 통해 상기 안저 이미지 내에 안 질환이 존재하는지 여부를 진단하는 것을 특징으로 하는 안저 이미지를 이용한 안 질환 진단 장치.

청구항 3

제2항에 있어서,

상기 안 질환 진단부는,

상기 안저 이미지 내에 안 질환이 존재하지 않는 것으로 진단할 경우에는 정상임을 출력하고,

상기 안저 이미지 내에 안 질환이 존재하는 것으로 진단할 경우에는 비정상임을 출력하는 것을 특징으로 하는 안저 이미지를 이용한 안 질환 진단 장치.

청구항 4

제2항 또는 제3항에 있어서,

상기 안 질환 진단부는,

상기 여러 종의 안 질환에 대한 종류별 질병률을 출력하는 것을 특징으로 하는 안저 이미지를 이용한 안 질환 진단 장치.

청구항 5

제2항 또는 제3항에 있어서,

상기 안 질환 진단부는,

상기 여러 종의 안 질환에 대한 종류별 질병률 중 가장 큰 질병률을 가지는 안 질환에 대응하는 상기 제2 뉴럴 네트워크의 노드값을 역전파 알고리즘을 통해 역으로 계산하여 상기 제1 뉴럴 네트워크의 가중치를 추출하고,

상기 추출된 가중치를 이용하여 안 질환 발생 지역을 상기 안저 이미지 상에 히트맵으로 표시하는 것을 특징으로 하는 안저 이미지를 이용한 안 질환 진단 장치.

청구항 6

제5항에 있어서,

상기 안 질환 진단부는,

상기 여러 종의 안 질환에 대한 종류별 질병률을 상기 히트맵으로 표시된 안저 이미지와 함께 출력하는 것을 특징으로 하는 안저 이미지를 이용한 안 질환 진단 장치.

청구항 7

제1항에 있어서,

상기 안 질환 진단부에서 진단된 결과를 사용자 단말로 전송하는 통신부를 더 포함하는 안저 이미지를 이용한 안 질환 진단 장치.

청구항 8

안 질환 진단 장치에 의해 수행되는 안저 이미지를 이용한 안 질환 진단 방법으로서,

(a) 피검자의 안저 이미지를 취득하는 단계;

(b) 상기 안저 이미지를 미리 저장된 제1 뉴럴 네트워크의 입력으로 적용하여 상기 안저 이미지의 기계학습 결과인 특징맵을 추출하는 단계;

(c) 상기 특징맵을 미리 저장된 제2 뉴럴 네트워크의 입력으로 적용하여 상기 특징맵의 기계학습 결과인 안 질환에 대한 확률을 산출하는 단계; 및

(d) 상기 안 질환에 대한 확률에 기초하여, 상기 안저 이미지 내에 안 질환이 존재하는지 여부를 진단하는 단계를 포함하는 안저 이미지를 이용한 안 질환 진단 방법.

청구항 9

제8항에 있어서,

상기 (c)단계에서는,

여러 종의 안 질환에 대한 종류별 질병률을 상기 안 질환에 대한 확률로서 산출하고,

상기 (d)단계에서는,

상기 여러 종의 안 질환에 대한 종류별 질병률을 통해 상기 안저 이미지 내에 안 질환이 존재하는지 여부를 진단하는 것을 특징으로 하는 안저 이미지를 이용한 안 질환 진단 방법.

청구항 10

제9항에 있어서,

상기 (d)단계에서는,

상기 안저 이미지 내에 안 질환이 존재하지 않는 것으로 진단할 경우에는 정상임을 출력하고,

상기 안저 이미지 내에 안 질환이 존재하는 것으로 진단할 경우에는 비정상임을 출력하는 것을 특징으로 하는

안저 이미지를 이용한 안 질환 진단 방법.

청구항 11

제9항 또는 제10항에 있어서,

상기 (d)단계에서는,

상기 여러 종의 안 질환에 대한 종류별 질병률을 출력하는 것을 특징으로 하는 안저 이미지를 이용한 안 질환 진단 방법.

청구항 12

제9항 또는 제10항에 있어서,

상기 (d)단계에서는,

상기 여러 종의 안 질환에 대한 종류별 질병률 중 가장 큰 질병률을 가지는 안 질환에 대응하는 상기 제2 뉴럴 네트워크의 노드값을 역전파 알고리즘을 통해 역으로 계산하여 상기 제1 뉴럴 네트워크의 가중치를 추출하고, 상기 추출된 가중치를 이용하여 안 질환 발생 지역을 상기 안저 이미지 상에 히트맵으로 표시하는 것을 특징으로 하는 안저 이미지를 이용한 안 질환 진단 방법.

청구항 13

제12항에 있어서,

상기 (d)단계에서는,

상기 여러 종의 안 질환에 대한 종류별 질병률을 상기 히트맵으로 표시된 안저 이미지와 함께 출력하는 것을 특징으로 하는 안저 이미지를 이용한 안 질환 진단 방법.

청구항 14

제8항에 있어서,

상기 (d)단계 이후에,

(e) 상기 (d)단계에서 진단된 결과를 사용자 단말로 전송하는 단계를 더 포함하는 안저 이미지를 이용한 안 질환 진단 방법.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 안저 이미지를 기계학습 알고리즘에 의해 학습시켜, 피검자의 안저 이미지 내에 안 질환이 존재하는지 여부를 진단하는 장치 및 방법에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] FDA(Food and Drug Administration)가 당뇨병망막병증(Diabetic retinopathy; DR)을 위한 IDx-DR 시스템을 승인한 이후, 안과 분야에서는 딥 러닝 기반 툴(tool)이 활발하게 개발되고 있다.

[0003] 여러 종의 안 질환은 각각 특유의 특징을 가지고 있다. 예를 들어, 드루젠(drusen), 맥락막 신생혈관(choroidal neovascularization; CNV), 안저 출혈 및 혈관 누출은 건성 황반변성(dry age-related macular degeneration; dAMD) 또는 습성 황반변성(wet age-related macular degeneration; wAMD)의 진단 마커이다. 또한, 다른 안 질환의 경우에도 특유의 진단 마커가 있기 때문에, 안과 전문의는 그 진단 마커를 통해 안 질환을 식별할 수

있다.

- [0004] 구체적으로, 당뇨망막병증(DR)은 미세동맥류, 모세혈관 비관류 및 망막 내의 허혈을 특징으로 한다. 게다가, 신혈관화 또한 당뇨망막병증(DR)의 병리에 해당한다.
- [0005] 망막전막(epiretinal membrane; ERM)은 황반외막 조직으로서, 증식성 질환, 염증, 포도막염, 외상 및 기타 원인으로 인해 발생한다. 망막전막(ERM)은 망막층 비후, 표면 주름 또는 신경 섬유층 세동과 같은 망막 변화를 일으키며, 시력 감퇴 및 변시증을 가져올 수 있다.
- [0006] 열공망막박리(rhegmatogenous retinal detachment; RRD)는 망막 파열로 인해 시력을 위협하는 질병으로서, 유리체액(vitreous fluid)이 안저 공간으로 빠져나간 결과 감각 망막이 망막 색소 상피로부터 분리된다.
- [0007] 망막색소변성증(retinitis pigmentosa; RP)은 광수용체의 소실 및 시력 소실을 특징으로 하는 유전성 망막 질환이다. 망막색소변성증(RP)의 임상 진단은 야맹증의 존재, 시야 수축, 뼈 침상체 착색 및 망막전위도 진폭의 감소를 기반으로 한다.
- [0008] 황반원공(macular hole; MH)은 와 중심(foveal center)에 있는 원형의 전층 개구(full-thickness opening)이다. 황반원공의 대부분은 특발성(idiopathic), 즉 비정상적인 유리체 중심 견인(vitreofoveal traction)으로 인한 것이다.
- [0009] 망막정맥폐쇄(retinal vein occlusion; RVO)는 일반적으로 망막 순환에서 정맥 복귀 장애가 있는 이질적 장애종이다. RVO 환자에게는 정맥 비틀림, 화염 모양 망막 출혈 또는 면화반점의 특징이 나타난다.
- [0010] 안저 이미지에 앞서 언급한 안 질환 이외에도 더 다양한 종류의 안 질환에 대한 병리가 나타날 수 있다. 이에 따라, 안과 전문가가 단순히 안저 이미지만을 가지고, 안저 이미지 내에 안 질환이 존재하는지 여부를 감별해내거나, 여러 종의 안 질환 중에서 특정 안 질환을 감별해내기 위해서는 비교적 많은 시간과 노력이 수반될 수밖에 없다.
- [0011] 한편, 하기 특허문헌에는, 제1-스테이지 랭킹 CNN(Ranking-Convolutional Neural Networks)과 제2-스테이지 랭킹 CNN을 통해 녹내장을 진단하는 방법이 개시되어 있다.

선행기술문헌

특허문헌

- [0012] (특허문헌 0001) 등록특허공보 제10-2183847호(2020.11.23.)

발명의 내용

해결하려는 과제

- [0013] 본 발명은 피검자의 안저 이미지 내에 안 질환이 존재하는지 여부를 진단하는 장치 및 방법을 제공하는 것에 그 목적이 있다.
- [0014] 다만, 본 발명이 해결하고자 하는 기술적 과제는 상술한 과제만으로 한정되는 것은 아니며, 언급되지 않은 또 다른 기술적 과제들은 아래에 기재된 발명의 설명으로부터 통상의 기술자에게 명확하게 이해될 수 있을 것이다.

과제의 해결 수단

- [0015] 상기와 같은 목적을 달성하기 위하여, 본 발명에 따른 안저 이미지를 이용한 안 질환 진단 장치는, 피검자의 안저 이미지를 취득하는 안저 이미지 취득부; 상기 안저 이미지를 미리 저장된 제1 뉴럴 네트워크의 입력으로 적용하여 상기 안저 이미지의 기계학습 결과인 특징맵을 추출하고, 상기 특징맵을 미리 저장된 제2 뉴럴 네트워크의 입력으로 적용하여 상기 특징맵의 기계학습 결과인 안 질환에 대한 확률을 산출하는 안 질환 예측 모델부; 및 상기 안 질환에 대한 확률에 기초하여, 상기 안저 이미지 내에 안 질환이 존재하는지 여부를 진단하는 안 질환 진단부를 포함할 수 있다.
- [0016] 상기 안 질환 예측 모델부는, 여러 종의 안 질환에 대한 종류별 질병률을 상기 안 질환에 대한 확률로서 산출할 수 있고, 상기 안 질환 진단부는, 상기 여러 종의 안 질환에 대한 종류별 질병률을 통해 상기 안저 이미지 내에

안 질환이 존재하는지 여부를 진단할 수 있다.

- [0017] 상기 안 질환 진단부는, 상기 안저 이미지 내에 안 질환이 존재하지 않는 것으로 진단할 경우에는 정상임을 출력할 수 있고, 상기 안저 이미지 내에 안 질환이 존재하는 것으로 진단할 경우에는 비정상임을 출력할 수 있다.
- [0018] 상기 안 질환 진단부는, 상기 여러 종의 안 질환에 대한 종류별 질병률을 출력할 수 있다.
- [0019] 상기 안 질환 진단부는, 상기 여러 종의 안 질환에 대한 종류별 질병률 중 가장 큰 질병률을 가지는 안 질환에 대응하는 상기 제2 뉴럴 네트워크의 노드값을 역전파 알고리즘을 통해 역으로 계산하여 상기 제1 뉴럴 네트워크의 가중치를 추출하고, 상기 추출된 가중치를 이용하여 안 질환 발생 지역을 상기 안저 이미지 상에 히트맵으로 표시할 수 있다.
- [0020] 상기 안 질환 진단부는, 상기 여러 종의 안 질환에 대한 종류별 질병률을 상기 히트맵으로 표시된 안저 이미지와 함께 출력할 수 있다.
- [0021] 본 발명에 따른 안저 이미지를 이용한 안 질환 진단 장치는, 상기 안 질환 진단부에서 진단된 결과를 사용자 단말로 전송하는 통신부를 더 포함할 수 있다.
- [0022] 한편, 상기와 같은 목적을 달성하기 위하여, 본 발명에 따른 안저 이미지를 이용한 안 질환 진단 방법은, 상기 안 질환 진단 장치에 의해 수행되며, (a) 피검자의 안저 이미지를 취득하는 단계; (b) 상기 안저 이미지를 미리 저장된 제1 뉴럴 네트워크의 입력으로 적용하여 상기 안저 이미지의 기계학습 결과인 특징맵을 추출하는 단계; (c) 상기 특징맵을 미리 저장된 제2 뉴럴 네트워크의 입력으로 적용하여 상기 특징맵의 기계학습 결과인 안 질환에 대한 확률을 산출하는 단계; 및 (d) 상기 안 질환에 대한 확률에 기초하여, 상기 안저 이미지 내에 안 질환이 존재하는지 여부를 진단하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0023] 상기 (c)단계에서는, 여러 종의 안 질환에 대한 종류별 질병률을 상기 안 질환에 대한 확률로서 산출할 수 있고, 상기 (d)단계에서는, 상기 여러 종의 안 질환에 대한 종류별 질병률을 통해 상기 안저 이미지 내에 안 질환이 존재하는지 여부를 진단할 수 있다.
- [0024] 상기 (d)단계에서는, 상기 안저 이미지 내에 안 질환이 존재하지 않는 것으로 진단할 경우에는 정상임을 출력할 수 있고, 상기 안저 이미지 내에 안 질환이 존재하는 것으로 진단할 경우에는 비정상임을 출력할 수 있다.
- [0025] 상기 (d)단계에서는, 상기 여러 종의 안 질환에 대한 종류별 질병률을 출력할 수 있다.
- [0026] 상기 (d)단계에서는, 상기 여러 종의 안 질환에 대한 종류별 질병률 중 가장 큰 질병률을 가지는 안 질환에 대응하는 상기 제2 뉴럴 네트워크의 노드값을 역전파 알고리즘을 통해 역으로 계산하여 상기 제1 뉴럴 네트워크의 가중치를 추출하고, 상기 추출된 가중치를 이용하여 안 질환 발생 지역을 상기 안저 이미지 상에 히트맵으로 표시할 수 있다.
- [0027] 상기 (d)단계에서는, 상기 여러 종의 안 질환에 대한 종류별 질병률을 상기 히트맵으로 표시된 안저 이미지와 함께 출력할 수 있다.
- [0028] 본 발명에 따른 안저 이미지를 이용한 안 질환 진단 방법은, 상기 (d)단계 이후에, (e) 상기 (d)단계에서 진단된 결과를 사용자 단말로 전송하는 단계를 더 포함할 수 있다.

발명의 효과

- [0029] 본 발명은 안 질환 예측 모델부에서 산출하는 안 질환에 대한 확률을 통해 안저 이미지 내에 안 질환이 존재하는지 여부가 진단되도록 구성되어 있다. 이러한 본 발명에 의하면, 안 질환 진단 장치의 사용자가 안 질환 존재 여부를 빠른 시간 내에 파악할 수 있기 때문에 효율적인 안 질환이 가능하고, 피검자가 실제 안 질환이 있음에도 불구하고 정상인 것으로 진단되는 오류를 낮춤으로써, 피검자가 안 질환의 치료 시기를 놓치는 현상을 미연에 방지할 수 있게 된다.
- [0030] 나아가, 본 발명은 안 질환 진단부가 단순히 특정 안 질환이 존재하는지 아니면 존재하지 않는지에 대한 확률을 출력하는 것이 아니라, 안저 이미지 내에 존재하는 안 질환이 여러 종의 안 질환 중에서 어떠한 안 질환에 해당하는지를 종류별 질병률의 형태로 산출 및 출력하도록 구성되어 있다. 이러한 본 발명에 의하면, 안 질환 진단 장치의 사용자는 상기 종류별 질병률을 통해 피검자의 안저 이미지에 어떠한 안 질환이 존재하는지를 빠른 시간 내에 정확도 높게 파악할 수 있기 때문에, 안 질환을 진단하는 데 소요되는 시간과 노력을 대폭 절감할 수 있게 된다.

도면의 간단한 설명

- [0031] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 안저 이미지를 이용한 안 질환 진단 장치를 개략적으로 나타낸 도면이다.
- 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 안저 이미지를 이용한 안 질환 진단 방법의 흐름도이다.
- 도 3은 도 1의 안 질환 진단 장치를 통해 안저 이미지가 기계학습되는 모습을 설명하기 위해 나타낸 도면이다.
- 도 4는 도 1의 안 질환 진단 장치에 입력되는 안저 이미지(좌측)와, 안 질환 진단 장치로부터 출력되는 안저 이미지(우측)의 일 예이다.
- 도 5는 도 1의 안 질환 진단 장치에 입력되는 안저 이미지(좌측)와, 안 질환 진단 장치로부터 출력되는 안저 이미지(우측)의 다른 예이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0032] 이하, 첨부한 도면들을 참조하여 본 발명에 따른 안저 이미지를 이용한 안 질환 진단 장치 및 방법에 대해 상세히 설명한다. 첨부한 도면들은 통상의 기술자에게 본 발명의 기술적 사상이 충분히 전달될 수 있도록 하기 위하여 어디까지나 예시적으로 제공되는 것으로서, 본 발명은 이하 제시되는 도면들로 한정되지 않고 다른 형태로 얼마든지 구체화될 수 있다.
- [0033] 본 명세서에서 어떤 부분이 어떤 구성요소를 "포함"한다고 할 때, 이는 특별히 반대되는 기재가 없는 한 다른 구성요소를 제외하는 것이 아니라 다른 구성요소를 더 포함할 수 있음을 의미한다. 본 명세서에 기재된 "...부" 등의 용어는 적어도 하나의 기능이나 동작을 처리하는 단위를 의미하며, 이는 하드웨어로 구현되거나, 소프트웨어로 구현되거나, 하드웨어와 소프트웨어의 결합으로 구현될 수 있다. 본 명세서에서 '항목 A 또는 항목 B'라 함은, '항목 A'만을 지칭하거나, '항목 B'만을 지칭하는 것으로 이해할 수 있지만, 경우에 따라서는 '항목 A와 항목 B'를 모두 지칭하는 것으로도 이해할 수 있다. 또한, 본 명세서에서 질병물이라 함은, 안저 이미지 내에 특정 안 질환이 존재할 경우, 여러 종의 안 질환이 그 특정 안 질환에 해당될 확률을 의미한다.
- [0034] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 안저 이미지를 이용한 안 질환 진단 장치를 개략적으로 나타낸 도면이고, 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 안저 이미지를 이용한 안 질환 진단 방법의 흐름도이다. 이하에서는, 도 1 및 도 2를 함께 참고하여, 본 발명에 따른 안저 이미지를 이용한 안 질환 진단 장치 및 방법에 대해 설명하기로 한다.
- [0035] 본 발명의 일 실시예에 따른 안저 이미지를 이용한 안 질환 진단 장치(1000)는 프로세서(100) 및 메모리(200)를 포함한다.
- [0036] 프로세서(100)는 MPU(Micro Processing Unit), CPU(Central Processing Unit), GPU(Graphics Processing Unit) 또는 TPU(Tensor Processing Unit)일 수 있으며, 본 발명의 과제를 해결하기 위하여 안저 이미지 취득부(110), 안저 이미지 전처리부(120), 안 질환 예측 모델부(130), 안 질환 진단부(140) 및 통신부(150)를 선택적으로 포함할 수 있다.
- [0037] 메모리(200)는 플래시 메모리, HDD(Hard Disk Drive) 또는 ROM(Read-Only Memory)일 수 있으며, 프로세서(100)에 의해 미리 학습된 안 질환 예측 모델을 저장할 수 있다.
- [0038] 프로세서(100)가 피검자의 안저 이미지를 취득하게 되면, 메모리(200)에 저장되어 있는 안 질환 예측 모델을 로딩하거나, 안 질환 예측 모델의 특징맵(feature map), 노드값, 가중치 등을 로딩할 수 있다. 다만, 안 질환 예측 모델은 메모리(200) 대신 클라우드 서버(미도시)에 저장될 수 있으며, 이 경우 프로세서(100)는 통신부(150)를 통해 클라우드 서버와 통신하여, 클라우드 서버에 저장되어 있는 안 질환 예측 모델을 로딩하거나, 안 질환 예측 모델의 특징맵, 노드값, 가중치 등을 로딩할 수 있다.
- [0039] 피검자의 안저 이미지는 망막 카메라(미도시)에 의해 촬영될 수 있다. 이 경우 본 발명에 따른 안저 이미지를 이용한 안 질환 진단 방법은, 맨 먼저 안저 이미지 취득부(110)가 상기 망막 카메라로부터 피검자의 안저 이미지를 취득하는 단계가 이루어질 수 있다(S100). 망막 카메라에 의해 촬영되는 피검자의 안저 이미지는 적어도 하나 이상일 수 있으며, 이에 따라 안저 이미지 취득부(110)는 상기 적어도 하나 이상의 안저 이미지를 취득할 수 있다.
- [0040] 안저 이미지 전처리부(120)는 안저 이미지 취득부(110)에서 취득된 안저 이미지에 대한 전처리를 수행한다. 예를 들어, 안저 이미지 전처리부(120)는 안저 이미지 내에 존재하는 안 질환이 높은 정확도로 진단될 수 있도록

하기 위하여 안저 이미지에서 검은색 배경을 제거할 수 있다. 또는, 안저 이미지 전처리부(120)는 안저 이미지를 안 질환 예측 모델부(130)의 입력으로 적용시키기에 적합한 크기로 조절하기 위하여 안저 이미지를 리사이즈(resize)할 수 있다.

- [0041] 상기 S100 단계 이후에, 안 질환 예측 모델부(130)는 안저 이미지 취득부(110)에서 취득된 안저 이미지(또는, 안저 이미지 전처리부(120)에 의해 전처리가 이루어진 안저 이미지)를 미리 저장된 제1 뉴럴 네트워크(131)의 입력으로 적용하여, 상기 안저 이미지의 기계학습 결과인 특징맵을 추출한다(S200). 여기서, 제1 뉴럴 네트워크(131)는 메모리(200) 또는 클라우드 서버에 미리 저장되어 있던 것이 로딩된 것일 수 있다.
- [0042] 도 3은 도 1의 안 질환 진단 장치를 통해 안저 이미지가 기계학습되는 모습을 설명하기 위해 나타낸 도면이다.
- [0043] 도 3에 나타난 바와 같이, 제1 뉴럴 네트워크(131)는 다수 개의 컨볼루션 레이어(convolution layer)와 다수 개의 풀링 레이어(pooling layer)를 포함할 수 있다.
- [0044] 제1 컨볼루션 레이어는 입력된 안저 이미지의 전체 픽셀에 대해 다수 개의 컨볼루션 필터(예를 들어, 1D-컨볼루션 필터, 3×1 2D-컨볼루션 필터 또는 3×3 2D-컨볼루션 필터 등)를 적용하여, 여러 종의 안 질환 각각에 대한 특징맵을 출력한다. 예를 들어, 제1 컨볼루션 레이어는 입력된 안저 이미지의 전체 픽셀에 대해 3×3 2D-컨볼루션 필터 64개를 2픽셀 간격으로 이동시켜 가면서 제1 컨볼루션 레이어의 특징맵을 출력할 수 있다.
- [0045] 여기서, 특징맵은 안저 이미지를 구성하는 각 픽셀의 품질 맵(Quality Map), 선명도(Brightness), 초점값(Focus), 조도 히스토그램(Illumination histogram) 및 원마도(Roundness) 중 적어도 하나에 해당할 수 있다. 또한, 특징맵은 안 질환의 종류에 따라 서로 다른 형태로 출력된다. 즉, 본 발명에서 안저 이미지 내에 존재할 수 있는 안 질환은 건성 황반변성(dAMD), 습성 황반변성(wAMD), 당뇨망막병증(DR), 망막전막(ERM), 열공망막박리(RRD), 망막색소변성증(RP), 황반원공(MH), 망막정맥폐쇄(RVO) 등일 수 있는데, 각각의 안 질환은 서로 다른 병리를 나타내기 때문에, 안 질환의 종류에 따라 서로 다른 형태의 특징맵이 출력된다.
- [0046] 제1 풀링 레이어는 제1 컨볼루션 레이어에서 출력되는 특징맵을 맥스 풀링 또는 평균 풀링 처리한다. 예를 들어, 제1 풀링 레이어는 3×3 크기의 필터를 2픽셀 간격으로 이동시켜 가면서 크기가 1/2로 샘플링된 특징맵을 출력할 수 있다.
- [0047] 제2 컨볼루션 레이어는 제1 풀링 레이어에서 출력된 특징맵에 대해 다시 다수 개의 컨볼루션 필터(예를 들어, 1D-컨볼루션 필터, 3×1 2D-컨볼루션 필터 또는 3×3 2D-컨볼루션 필터 등)를 적용하여, 여러 종의 안 질환 각각에 대한 특징맵을 출력한다.
- [0048] 제2 풀링 레이어는 제2 컨볼루션 레이어에서 출력되는 특징맵을 맥스 풀링 또는 평균 풀링 처리한다. 예를 들어, 제2 풀링 레이어 역시 제1 풀링 레이어와 마찬가지로, 3×3 크기의 필터를 2픽셀 간격으로 이동시켜 가면서 크기가 1/2로 샘플링된 특징맵을 출력할 수 있다.
- [0049] 도 3에서는 비록 컨볼루션 레이어 및 풀링 레이어를 각각 2개씩만 나타냈으나, 컨볼루션 레이어 및 풀링 레이어의 개수는 얼마든지 다양하게 변형 실시 가능하다.
- [0050] 이와 같이 다수 개의 컨볼루션 레이어와 다수 개의 풀링 레이어를 포함하는 제1 뉴럴 네트워크(131)에 의해 안저 이미지가 처리될 경우, 여러 종의 안 질환을 진단할 수 있는 특징맵이 추출되게 된다.
- [0051] 상술한 바와 같이, 안저 이미지에는 건성 황반변성(dAMD), 습성 황반변성(wAMD), 당뇨망막병증(DR), 망막전막(ERM), 열공망막박리(RRD), 망막색소변성증(RP), 황반원공(MH), 망막정맥폐쇄(RVO) 등 여러 종의 안 질환에 대한 병리가 나타날 수 있다. 이에 따라, 본 발명의 발명자는 여러 종의 안 질환 중에서 피검자의 안저 이미지에 존재하는 특정 안 질환이 사용자에게 의해 효율적으로 진단될 수 있도록, 다음과 같은 방법을 통해 안저 이미지에 대한 기계학습을 진행하였다.
- [0052] 우선, 안 질환 환자의 연구 그룹을 선택하기 위해, 울산대학교 병원의 안과에서 2015년 1월 1일부터 2020년 6월 30일까지 총 8종의 안 질환(dAMD, wAMD, DR, ERM, RRD, RP, MH, RVO) 진단 환자의 의료 기록이 수집되었다.
- [0053] 다음의 표 1은 총 628개의 안저 이미지에 대한 목록으로서, 안저 이미지 중 549개는 각각의 안 질환(dAMD, wAMD, DR, ERM, RRD, RP, MH, RVO)이 존재하는 환자의 안저 이미지이고, 79개(정상 대조군)는 정상인의 안저 이미지이다. 하나의 안저 이미지에 하나의 안 질환이 존재하는 경우만 선정하였다.

[표 1]

Disease	dAMD	wAMD	DR	ERM	RRD	RP	MH	RVO	Control
Fundus images (n)	58	79	95	99	80	50	49	39	79
Gender	Male	41	53	53	47	26	31	19	40
	Female	31	38	42	46	33	24	18	39
Age (years)	69.6 ± 8.0	69.1 ± 8.3	53.2 ± 10.4	63.6 ± 7.6	54.4 ± 14.6	53.4 ± 11.0	64.2 ± 8.9	67.5 ± 8.0	56.7 ± 7.3

표 1에서 dAMD(n=58)는 논문 "Age-Related Eye Disease Study Research, G. A randomized, placebo-controlled, clinical trial of high-dose supplementation with vitamins C and E and beta carotene for age-related cataract and vision loss: AREDS report no. 9. Arch. Ophthalmol. 2001, 119, 1439-1452."의 카테고리 2 및 3에 해당하는 드루젠 유형에 기초하여 정의되었다.

안저 이미지 내에 안저 출혈, 망막 색소 상피 박리 및 망막내 삼출물 중 하나 이상의 특징이 나타난 경우 wAMD(n=79)로 구분하였고, 미세동맥류, 망막내 미세혈관 이상 및 신생혈관 중 하나 이상의 특징이 나타난 경우에는 DR(n=95)로 구분하였다.

안저 이미지 내에 망막의 불규칙한 주름, 망막층이 두꺼워지고 늘어짐, 이소성 와 중심 중 하나 이상의 특징이 나타난 경우 ERM(n=99)으로 구분하였고, 감각 망막이 망막 색소 상피로부터 분리되어 있는 경우에는 RRD(n=80)로 구분하였다.

또한, 안저 이미지 내에 야맹증의 존재, 시야 수축, 색소 침착, 약화된 망막 혈관, 시신경 머리 창백 및 ERG 진폭의 감소 중 하나 이상의 특징이 나타난 경우 RP(n=50)로 구분하였고, 전층 개구가 존재할 경우에는 MH(n=49)로 구분하였으며, 정맥 비틀림, 화염 모양 망막 출혈 및 면화반점 중 하나 이상의 특징이 나타난 경우에는 RVO(n=39)로 구분하였다.

정상 대조군(n=79)은 안과를 방문한 환자의 진료기록을 통해 검토되었다. 대조군의 평균 연령은 56.7세로, 모든 피험자의 평균 연령인 61.2세에 근접하였다(연령은 평균±표준 편차로 표시됨).

정상 대조군을 포함한 총 628개의 안저 이미지는 45도의 중앙 황반 시야를 가지고 있으며, 기계학습에 앞서 안저 이미지의 품질이 망막을 적절하게 시각화할 수 있는지 확인되었다.

안 질환 예측 모델의 과적합(overfitting)을 방지함과 동시에, 안저 이미지의 다양성을 기하기 위해 Keras Image Data Generator가 적용되었다. 구체적으로, 총 628개의 안저 이미지는 Keras Image Data Generator를 통해, 너비에 대해 약 40%의 크기로 무작위로 잘렸고, 0%와 10% 사이에서 무작위로 확대되었으며, 1°에서 90° 사이에서 무작위로 회전되었고, 무작위로 뒤집히거나 미러링되었고, 0%에서 30% 사이에서 무작위로 전단되었다. 위와 같은 방법을 통해 안저 이미지의 증대를 수행함으로써, 각각의 안 질환에 대한 특징을 다양한 위치와 각도에서 기계학습할 수 있으며, 기계학습 결과 안 질환 진단 장치(1000)는 여러 종의 안 질환 각각에 대한 특징맵을 추출 및 저장할 수 있게 된다.

안 질환 진단 장치(1000)에 제공된 안저 이미지는 두 가지 유형의 해상도(즉, 2576×1934 픽셀 및 4496×3000 픽셀)를 갖는 것으로 정하였다. 이러한 안저 이미지는 안저 이미지 전처리부(120)에서 검은색 배경 제거를 위해 원형으로 잘렸고, 안 질환 예측 모델부(130)의 입력으로 적용되기 위해 512×512 픽셀로 리사이즈되었다.

안저 이미지의 기계학습을 위해 CNN(Convolutional Neural Network) 모델, 보다 구체적으로 19개의 레이어를 갖는 Visual Geometry Group(VGG19), GoogLeNet Inception v3, 그리고 50개의 레이어를 갖는 Deep Residual Learning(ResNet50)이 사용 및 평가되었다.

이러한 CNN 모델은 순차적으로 배치된 제1 뉴럴 네트워크(다수 개의 컨볼루션 레이어 및 다수 개의 풀링 레이어를 포함함)와 제2 뉴럴 네트워크(다수 개의 풀리 커넥티드 레이어 및 적어도 하나의 확률 레이어를 포함함)로 구성된다는 점에서 동일하다. 다만, GoogLeNet Inception v3 및 ResNet50은 VGG19와 달리 추가 노드를 사용하여 추가 작업을 수행한다는 점에서 상이하다. 구체적으로, GoogLeNet Inception v3는 다양한 컨볼루션 필터를 사용하면서 연산량을 줄이는 인셉션 노드(inception node)를 추가적으로 사용한다. 그리고 ResNet50은 기계학습 중에 이전 레이어에서 학습된 정보를 현재 레이어에 연결하여, 추가적으로 학습될 필요가 있는 정보만 매핑하는 잔여 노드(residual node)를 추가적으로 사용한다.

안저 이미지의 데이터세트는 5중 교차 검증(5-fold cross-validation)을 통한 모델의 성능 추정을 위해 무작위로 5중으로 분류되었다. 또한, 기계학습은 배치 크기(batch size) 4, 학습률(learning rate) 0.00001, 및 Adam(Adaptive Moment Estimation) 최적화를 사용하여 여러 번 반복하여 수행되었다.

[0067] 상기 S200 단계 이후에, 안 질환 예측 모델부(130)는 제1 뉴럴 네트워크(131)에서 추출되는 특징맵을 미리 저장된 제2 뉴럴 네트워크(132)의 입력으로 적용하여, 상기 특징맵의 기계학습 결과인 안 질환에 대한 확률을 산출한다(S300). 여기서, 제2 뉴럴 네트워크(132) 역시 제1 뉴럴 네트워크(131)와 마찬가지로, 메모리(200) 또는 클라우드 서버에 미리 저장되어 있던 것이 로딩된 것일 수 있다. 또한, 안 질환 예측 모델부(130)가 산출하는 안 질환에 대한 확률은 후술하는 바와 같이 여러 종의 안 질환에 대한 종류별 질병률일 수 있다.

[0068] 제2 뉴럴 네트워크(132)는 다수 개의 풀리 커넥티드 레이어(fully-connected layer) 및 적어도 하나의 확률 레이어(probability layer)를 포함할 수 있다.

[0069] 제1 풀리 커넥티드 레이어와 제2 풀리 커넥티드 레이어는 각각 완전 연결된 다수 개의 노드로 이루어진다. 또한, 제1 풀리 커넥티드 레이어는 제2 풀리 커넥티드 레이어와 함께 메모리(200) 등에 저장된 노드별 가중치에 기초하여, 제2 뉴럴 네트워크(132)에 입력되는 특징맵을 노드값으로 변환한다. 도 3에서는 제1 풀리 커넥티드 레이어와 제2 풀리 커넥티드 레이어만을 나타냈으나, 풀리 커넥티드 레이어의 개수는 얼마든지 다양하게 변형 실시 가능하다.

[0070] 확률 레이어는 다수 개의 풀리 커넥티드 레이어에서 출력되는 노드값에 기초하여 안 질환에 대한 확률을 산출한다. 이때 확률 레이어는 안저 이미지 내에 존재할 것으로 예상되는 여러 종의 안 질환에 대한 종류별 질병률을 상기 안 질환에 대한 확률로서 산출할 수 있다. 구체적으로, 확률 레이어는 다음의 수학적 식 1에 따른 소프트맥스(softmax) 함수를 통해 여러 종의 안 질환에 대한 종류별 질병률을 산출할 수 있다.

[0071] [수학적 식 1]

$$y_k = \frac{e^{a_k}}{\sum_{i=1}^n e^{a_i}}$$

[0072]

[0073] 수학적 식 1에서 n 은 다수 개 풀리 커넥티드 레이어의 출력층(도 3에서는 제2 풀리 커넥티드 레이어의 출력층)의 노드 수이고, k 는 k 번째 안 질환을 나타낸다.

[0074] 예를 들어, 다수 개 풀리 커넥티드 레이어의 출력층의 노드 수는 8개일 수 있다($n=8$). 이 경우 확률 레이어에서 산출되는 1번째 안 질환($k=1$)은 건성 황반변성(dAMD), 2번째 안 질환($k=2$)은 습성 황반변성(wAMD), 3번째 안 질환($k=3$)은 당뇨망막병증(DR), 4번째 안 질환($k=4$)은 망막전막(ERM), 5번째 안 질환($k=5$)은 열공망막박리(RRD), 6번째 안 질환($k=6$)은 망막색소변성증(RP), 7번째 안 질환($k=7$)은 황반원공(MH), 8번째 안 질환($k=8$)은 망막정맥폐쇄(RVO)를 각각 나타내도록, 제1 뉴럴 네트워크(131) 및 제2 뉴럴 네트워크(132)의 기계학습이 미리 이루어질 수 있다.

[0075] 수학적 식 1에서 a_k 는 마지막 풀리 커넥티드 레이어에 대한 입력 데이터(즉, 제1 뉴럴 네트워크(131)에서 추출된 특징맵을 입력으로 하는 제2 뉴럴 네트워크(132)의 마지막 풀리 커넥티드 레이어의 바로 전 레이어의 값)를 나타내고, e^{a_k} 는 상기 입력 데이터 a_k 의 지수함수를 나타낸다.

[0076] 수학적 식 1에서 y_k 는 여러 종의 안 질환에 대한 종류별 질병률 중 k 번째 안 질환의 질병률을 나타내며, 그 값은 0 이상 1 이하이다. 위의 예에 의하면, y_1 은 안저 이미지 내에 건성 황반변성(dAMD)이 존재할 질병률, y_2 는 안저 이미지 내에 습성 황반변성(wAMD)이 존재할 질병률, y_3 는 안저 이미지 내에 당뇨망막병증(DR)이 존재할 질병률, y_4 는 안저 이미지 내에 망막전막(ERM)이 존재할 질병률을 각각 나타낸다. 그리고 y_5 는 안저 이미지 내에 열공망막박리(RRD)가 존재할 질병률, y_6 는 안저 이미지 내에 망막색소변성증(RP)이 존재할 질병률, y_7 는 안저 이미지 내에 황반원공(MH)이 존재할 질병률, y_8 는 안저 이미지 내에 망막정맥폐쇄(RVO)가 존재할 질병률을 각각 나타낸다.

[0077] 상기 S300 단계 이후에, 안 질환 진단부(140)는 안 질환 예측 모델부(130)에서 산출되는 안 질환에 대한 확률에 기초하여, 안저 이미지 내에 안 질환이 존재하는지 여부를 진단한다(S400). 이때 안 질환 진단부(140)는 여러

종의 안 질환에 대한 종류별 질병률을 통해 안저 이미지 내에 안 질환이 존재하는지 여부를 진단할 수 있다.

- [0078] 안 질환 예측 모델부(130)에서 질병률 산출이 이루어지지 않거나, 안 질환 예측 모델부(130)에서 특정값 미만의 질병률만 산출된 경우, 안 질환 진단부(140)는 안저 이미지 내에 안 질환이 존재하지 않는 것으로 진단할 수 있다. 여기서, 상기 특정값 미만의 질병률은 안 질환 진단 장치(1000)에 존재하는 노이즈로 인한 것이며, 상기 특정값은 사용자에게 의하여 안 질환 진단부(140)에 미리 설정되어 있을 수 있다.
- [0079] 이와 달리, 안 질환 예측 모델부(130)에서 상기 특정값 이상의 질병률이 산출될 경우, 및 안 질환 예측 모델부(130)에서 산출된 질병률들의 합이 1이거나 1에 수렴할 경우, 안 질환 진단부(140)는 안저 이미지 내에 안 질환이 존재하는 것으로 진단할 수 있다. 안 질환 예측 모델부(130)에서 산출된 질병률들의 합이 1에 수렴하지 않는 것은 안 질환 진단 장치(1000)에 존재하는 노이즈로 인한 것일 수 있으며, 상기 1에 수렴하는 것으로 볼 기준값은 사용자에게 의하여 안 질환 진단부(140)에 미리 설정되어 있을 수 있다. 이에 따라 안 질환 진단부(140)는 상기 기준값 이상인 경우에 한하여 안저 이미지 내에 안 질환이 존재하는 것으로 진단할 수 있다. 다만, 경우에 따라서, 안 질환 진단부(140)는 안 질환 예측 모델부(130)에서 상기 특정값 이상의 질병률이 산출되기만 하면, 상기 질병률들의 합이 반드시 1에 수렴하지 않더라도 안저 이미지 내에 안 질환이 존재하는 것으로 진단할 수도 있다.
- [0080] 도 4는 도 1의 안 질환 진단 장치에 입력되는 안저 이미지(좌측)와, 안 질환 진단 장치로부터 출력되는 안저 이미지(우측)의 일 예이다.
- [0081] 안 질환 진단부(140)는 안저 이미지 내에 안 질환이 존재하지 않는 것으로 진단할 경우 정상임을 출력할 수 있다. 예를 들어, 안 질환 진단부(140)는 안 질환 진단 장치(1000)의 사용자가 모니터링하는 화면에 안저 이미지를 디스플레이하고, 그 화면 상에 정상("Normal")임을 표시할 수 있다.
- [0082] 이에 반해, 안 질환 진단부(140)는 안저 이미지 내에 안 질환이 존재하는 것으로 진단할 경우 비정상임을 출력할 수 있다. 예를 들어, 안 질환 진단부(140)는 안 질환 진단 장치(1000)의 사용자가 모니터링하는 화면에 안저 이미지를 디스플레이하고, 그 화면 상에 비정상("Abnormal")임을 표시할 수 있다.
- [0083] 이와 같이 안 질환 진단부(140)가 정상 또는 비정상임을 출력할 경우, 안 질환 진단 장치(1000)의 사용자는 피검자의 안저 이미지 내에 안 질환이 존재하는지 여부를 빠른 시간 내에 파악할 수 있기 때문에 효율적인 안 질환이 가능해진다.
- [0084] 한편, 안 질환 진단 장치(1000)에 안저 이미지가 입력될 경우, 안 질환 예측 모델부(130)는 $y_3 = 0.5767$, $y_2 = 0.3320$, $y_8 = 0.0905$ (안저 이미지 내에 DR이 존재할 질병률이 57.67%이고, wAMD가 존재할 질병률이 33.2%이며, RVO가 존재할 질병률이 9.05%임을 의미함)과 같이, 여러 종의 안 질환에 대한 종류별 질병률을 산출할 수 있다. 즉, 안 질환 예측 모델부(130)는 안저 이미지 내에 존재할 것으로 예상되는 안 질환 다수 개(바람직하게는 2~3개)를 위와 같이 종류별 질병률로 산출할 수 있다.
- [0085] 안 질환 예측 모델부(130)가 여러 종의 안 질환에 대한 종류별 질병률을 산출할 경우, 안 질환 진단부(140)는 상기 종류별 질병률을 통해 안저 이미지 내에 안 질환이 존재하는지 여부를 진단할 수 있다.
- [0086] 그뿐 아니라, 안 질환 진단부(140)는 상기 여러 종의 안 질환에 대한 종류별 질병률을 출력할 수도 있다. 예를 들어, 안 질환 진단부(140)는 도 4에 나타난 바와 같이 안 질환 진단 장치(1000)의 사용자가 모니터링하는 화면에 안저 이미지를 디스플레이하고, 상기 여러 종의 안 질환에 대한 종류별 질병률을 "DR: 57.67%, wAMD: 33.2%, RVO: 9.05%"와 같이 표시할 수 있다. 이때 안 질환 진단부(140)는 안저 이미지 내에 안 질환이 존재하는지 여부를 정상 또는 비정상으로 출력할 수 있음은 물론이며, 상기 여러 종의 안 질환에 대한 종류별 질병률은 안 질환 진단부(140)가 비정상으로 출력하는 경우에 한하여 출력될 수 있다.
- [0087] 도 5는 도 1의 안 질환 진단 장치에 입력되는 안저 이미지(좌측)와, 안 질환 진단 장치로부터 출력되는 안저 이미지(우측)의 다른 예이다.
- [0088] 안 질환 진단 장치(1000)에 안저 이미지가 입력될 경우, 안 질환 예측 모델부(130)는 여러 종의 안 질환에 대한 종류별 질병률을 반드시 부분 질병률로서 산출하지 않을 수 있다. 즉, 안 질환 예측 모델부(130)가 종류별 질병률을 산출한 결과, 안저 이미지 내에 예를 들어 RP가 존재할 질병률이 100%인 경우에는, $y_6 = 1.0000$ 으로 산출할 수도 있는 것이다.

- [0089] 이 경우 안 질환 진단부(140)는 안 질환 진단 장치(1000)의 사용자가 모니터링하는 화면에 비정상임을 출력할 수 있으며, 상기 종류별 질병률을 "RP: 100.0%, MH: 0.0%, DR: 0.0%"와 같이 표시할 수 있다. 즉, 본 발명에서 안 질환 진단부(140)가 종류별 질병률을 출력한다고 해서, 반드시 종류별 질병률이 부분 질병률의 형태로 출력될 필요는 없는 것이다. 더 나아가, 안 질환 예측 모델부(130)에서 산출된 특정 안 질환의 질병률이 1.0000인 경우, 안 질환 진단부(140)는 그 특정 안 질환의 질병률만을 100.0%로 출력하고, 나머지 안 질환의 질병률은 얼마든지 생략할 수도 있다.
- [0090] 이와 같이 안 질환 진단부(140)가 여러 종의 안 질환에 대한 종류별 질병률을 출력할 경우, 안 질환 진단 장치(1000)의 사용자는 안저 이미지 내에 존재하는 안 질환을 상기 종류별 질병률을 참고해서 판단할 수 있다. 안 질환의 종류는 앞서 언급한 8가지 이외에도 더 다양할 수 있기 때문에, 안 질환에 대한 종류별 질병률이 출력될 경우, 사용자는 가장 질병률이 높은 안 질환에 중점을 두고 피검자의 안 질환을 진단할 수 있게 된다. 이러한 본 발명에 의하면, 사용자는 여러 종의 안 질환 중에서 피검자의 안저 이미지에 어떠한 안 질환이 존재하는지를 빠른 시간 내에 파악할 수 있기 때문에, 안 질환을 진단하는 데 소요되는 시간과 노력을 대폭 절감할 수 있게 된다.
- [0091] 안 질환 진단부(140)는 상술한 바와 같이 정상 또는 비정상임을 출력하는 형태로 안 질환의 존재 여부를 진단하거나, 여러 종의 안 질환에 대한 종류별 질병률을 출력하는 형태로 안 질환의 존재 여부를 진단할 수 있으나, 이와 별개로 또는 이와 병행하여 안 질환 발생 지역을 안저 이미지 상에 히트맵으로 표시하는 형태로 안 질환의 존재 여부를 진단할 수도 있다.
- [0092] 안 질환 진단부(140)는 히트맵 표시를 위해, 여러 종의 안 질환에 대한 종류별 질병률 중 가장 큰 질병률을 가지는 안 질환에 대응하는 제2 뉴럴 네트워크(132)의 노드값을 역전파 알고리즘을 통해 역으로 계산하여 제1 뉴럴 네트워크(131)의 가중치를 추출할 수 있다.
- [0093] 앞선 도 4의 예에 의하면, 안 질환 진단부(140)는 여러 종의 안 질환에 대한 종류별 질병률 중 가장 큰 질병률을 가지는 당뇨망막병증(DR)에 대응하는 제2 뉴럴 네트워크(132)의 노드값을 역전파 알고리즘을 통해 역으로 계산할 수 있으며, 이에 따라 상기 제2 뉴럴 네트워크(132)의 노드값에 대응하는 제1 뉴럴 네트워크(131)의 가중치가 추출될 수 있다. 당뇨망막병증(DR)은 안 질환 진단부(140)에 의해 이루어진 진단 결과에 가장 큰 영향을 미친 안 질환에 해당하기 때문에, 당뇨망막병증(DR)에 대해 추출된 제1 뉴럴 네트워크(131)의 가중치는 제1 뉴럴 네트워크(131)의 다른 가중치보다 크다.
- [0094] 안 질환 진단부(140)는 상기 추출된 제1 뉴럴 네트워크(131)의 가중치를 이용하여 안 질환 발생 지역을 안저 이미지 상에 히트맵으로 표시할 수 있다. 이때 안 질환 진단부(140)는 CAM(Class Activation Map) 알고리즘을 이용하거나, Grad-CAM(Gradient-weighted Class Activation Map) 알고리즘을 이용할 수 있으며, 도 4에 나타낸 바와 같이, 제1 뉴럴 네트워크(131)의 가중치가 가장 큰 안 질환 발생 지역을 안저 이미지 상에 붉은색으로 표시할 수 있다(안저 이미지가 RGB 채널을 가질 경우). 또는, 안 질환 진단부(140)는 제1 뉴럴 네트워크(131)의 가중치가 가장 큰 안 질환 발생 지역을 흑색으로 표시할 수도 있다(안저 이미지가 RGB 채널을 갖지 않을 경우).
- [0095] 이와 같이 안 질환 진단부(140)가 안 질환 발생 지역을 안저 이미지 상에 히트맵으로 표시할 경우, 안 질환 진단 장치(1000)의 사용자는 안저 이미지 내에 안 질환이 존재하는지 여부뿐만 아니라, 안저 이미지 내에 안 질환이 존재하는 위치까지 파악할 수 있게 되어, 안 질환을 진단하는 데 소요되는 시간과 노력을 대폭 절감할 수 있게 된다.
- [0096] 더 나아가, 안 질환 진단부(140)는 여러 종의 안 질환에 대한 종류별 질병률을, 히트맵으로 표시된 안저 이미지와 함께 출력할 수 있다. 예를 들어, 안 질환 진단부(140)는 도 4에 나타낸 바와 같이 히트맵으로 표시된 안저 이미지와 함께, 상기 여러 종의 안 질환에 대한 종류별 질병률(예를 들어, DR: 57.67%, wAMD: 33.2%, RVO: 9.05%)을 사용자가 모니터링하는 화면에 표시할 수 있다. 이때 안 질환 진단부(140)는 안저 이미지 내에 안 질환이 존재하는지 여부를 정상 또는 비정상임으로 출력할 수 있음은 물론이며, 상기 여러 종의 안 질환에 대한 종류별 질병률은 안 질환 진단부(140)가 비정상임으로 출력하는 경우에 한하여 출력될 수 있다.
- [0097] 히트맵은 안저 이미지 상에 안 질환 발생 지역을 나타내주고, 여러 종의 안 질환에 대한 종류별 질병률은 안저 이미지 상에 존재할 것으로 예상되는 안 질환을 나타내주기 때문에, 이들을 함께 사용자에게 제공할 경우, 사용자는 안저 이미지 상에 안 질환이 존재하는지 여부, 안 질환 발생 지역 및 안 질환의 종류를 빠르고 정확하게 진단할 수 있게 된다.
- [0098] 안 질환 진단부(140)에서 진단된 결과, 즉 안 질환에 대한 확률 및 이에 기초한 안 질환의 존재 여부 등은 사용

자가 모니터링할 수 있는 화면에 표시되는 것 이외에, 메모리(200)에 저장될 수도 있고, 통신부(150)로 전달될 수 있다.

- [0099] 상기 S400 단계 이후, 통신부(150)는 안 질환 진단부(140)에서 진단된 결과를 사용자 단말(미도시)로 전송할 수 있다(S500). 즉, 통신부(150)는 안 질환 진단부(140)에서 진단된 정상 또는 비정상 여부, 여러 종의 안 질환에 대한 종류별 질병률, 및 안저 이미지 상에 표시되는 히트맵 중 적어도 하나를 사용자 단말로 전송할 수 있다. 이와 같은 통신부(150)를 통해 안 질환 진단 장치(1000)의 사용자는 안저 이미지의 진단 결과를 보다 손쉽게 확인하고 저장할 수 있게 된다.
- [0100] 상술한 바와 같이, 본 발명은 안저 이미지 내에 안 질환이 존재하지 않는 경우(즉, 정상)와 안 질환이 존재하는 경우(즉, 비정상)를 진단할 수 있음은 물론, 안저 이미지 내에 존재하는 안 질환이 건성 황반변성(dAMD), 습성 황반변성(wAMD), 당뇨망막병증(DR), 망막전막(ERM), 열공망막박리(RRD), 망막색소변성증(RP), 황반원공(MH), 망막정맥폐쇄(RVO) 중에서 어떠한 안 질환에 해당하는지 역시 진단할 수 있다.
- [0101] 이러한 본 발명에 의하면, 안 질환 진단 장치(1000)의 사용자는 안 질환의 존재 여부, 안 질환의 종류, 나아가 안 질환이 발생한 지역까지도 빠른 시간 내에 정확도 높게 파악할 수 있기 때문에, 피검자가 실제 안 질환이 있음에도 불구하고 정상인 것으로 진단되는 오류를 낮춤으로써 피검자가 안 질환의 치료 시기를 놓치는 현상을 미연에 방지할 수 있게 된다. 게다가, 피검자의 안저 이미지를 본 발명에 따른 안 질환 진단 장치(1000)에 입력시키기만 하면, 안저 이미지 내에 실제 존재할 수 있는 모든 종류의 안 질환 중에서 특정 안 질환 또는 특정 안 질환의 발생 지역이 출력될 수 있기 때문에, 피검자의 안 질환을 진단하는 데 소요되는 시간과 노력이 대폭 절감될 수 있게 된다.
- [0102] 본 발명에 따른 안 질환 진단 장치(1000)는, 울산대학교 병원의 안과에서 수집한 실제 의료 데이터 및 의료진의 진단 결과를 포함한 데이터를 가지고 최적의 기계학습을 시켜 개발한 것이며, 더욱이 안저 이미지를 이용하여 진단이 가능한 모든 종류의 안 질환(즉, dAMD, wAMD, DR, ERM, RRD, RP, MH, RVO)을 포함하여 개발된 것으로, 추후 의료시설이 부족한 농촌 지역 등에서 실제로 매우 유용하게 활용이 가능하다.
- [0103] 이를 위해 본 출원인은 본 발명에 따른 안 질환 진단 장치(1000)에 대해 식품의약품안전처에 의료기기 제품 허가를 신청한 상태로, 제품 허가가 승인되는 대로 바로 제품 개발이 가능할 정도로 그 기술의 완성도도 높다.
- [0104] 이상과 같이 본 발명은 비록 한정된 실시예와 도면에 의해 설명되었으나, 본 발명은 상기의 실시예에 한정되는 것은 아니며, 이는 본 발명이 속하는 분야에서 통상의 지식을 가진 자라면 이러한 기재로부터 다양한 수정 및 변형이 가능하다.
- [0105] 예를 들어, 위에서는 CNN을 통한 안저 이미지의 기계학습에 대해서만 설명하였으나, DCNN (Deep Convolution Neural Network), DNN (Deep Neural Network), RNN(Recurrent Neural Network), RBM (Restricted Boltzmann Machine), DBN (Deep Belief Network), SSD (SingleShot Detector), YOLO (You Only Look Once) 등 CNN 이외의 기계학습 알고리즘도 얼마든지 활용 가능하다. 또한, 위에서는 안저 이미지 취득부(110)와 통신부(150)가 서로 별개의 하드웨어 구성인 것으로 설명하였으나, 경우에 따라서 안저 이미지 취득부(110)와 통신부(150)는 서로 동일한 하드웨어 구성일 수도 있다. 따라서, 본 발명의 기술적 사상은 청구범위에 의해서만 파악되어야 하고, 이의 균등 또는 등가적 변형 모두는 본 발명의 기술적 사상의 범주 안에 속한다고 할 것이다.

부호의 설명

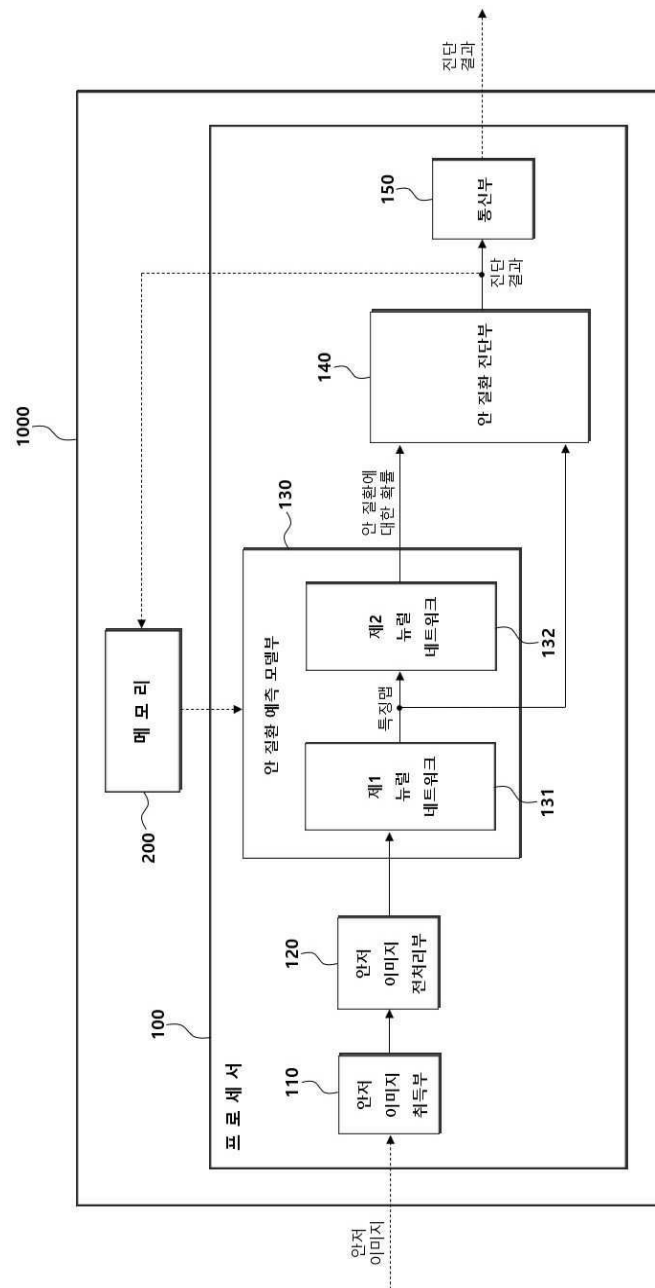
- [0106] 100: 프로세서
110: 안저 이미지 취득부
120: 안저 이미지 전처리부
130: 안 질환 예측 모델부
131: 제1 뉴럴 네트워크
132: 제2 뉴럴 네트워크
140: 안 질환 진단부
150: 통신부

200: 메모리

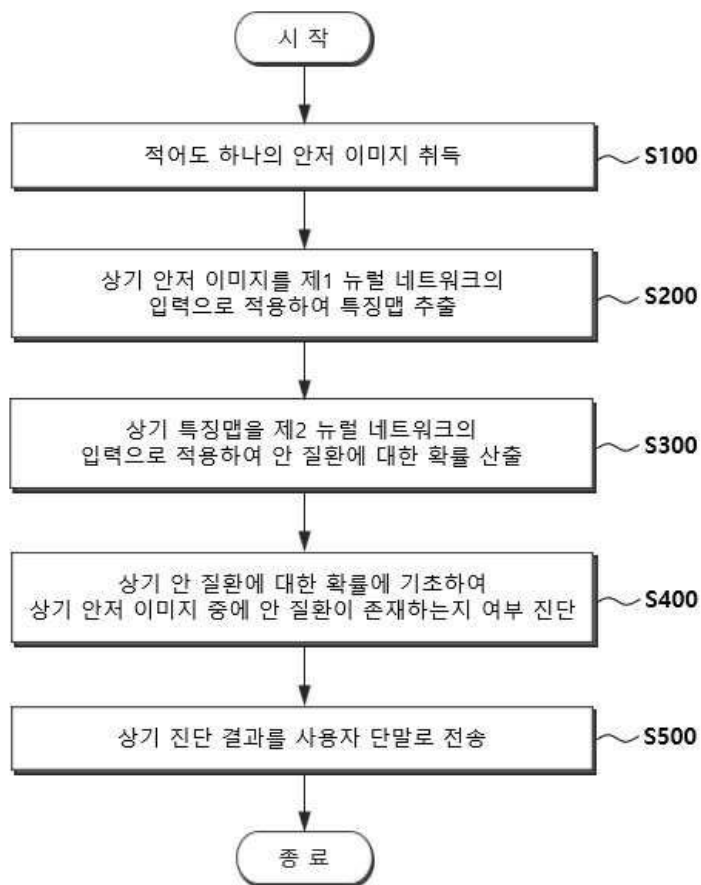
1000: 안 질환 진단 장치

도면

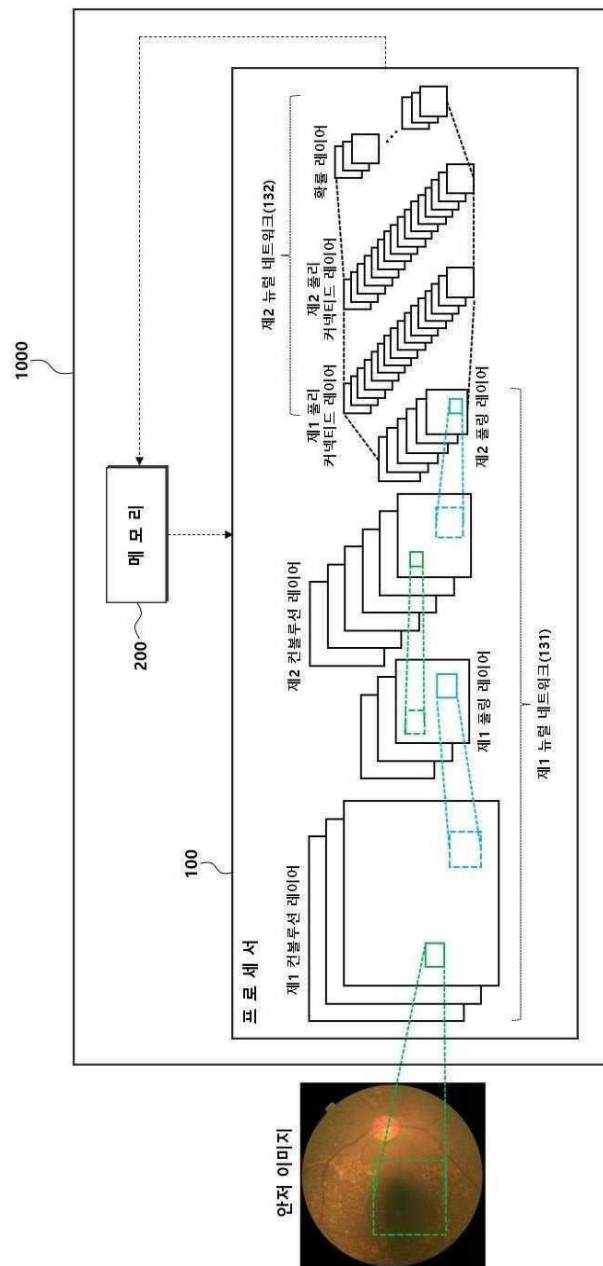
도면1



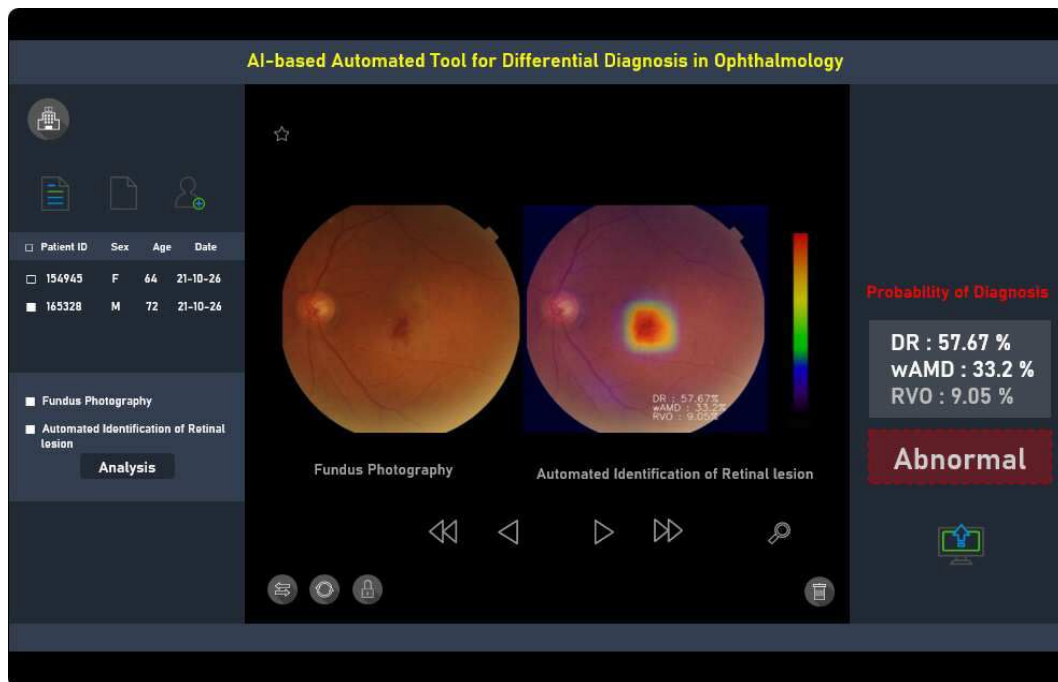
도면2



도면3



도면4



도면5

