



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2023-0066734
(43) 공개일자 2023년05월16일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)

A61B 3/12 (2006.01) A61B 3/00 (2006.01)
A61B 3/10 (2006.01) G16H 50/20 (2018.01)
G16H 50/50 (2018.01)

(52) CPC특허분류

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

(21) 출원번호 10-2021-0152042

(22) 출원일자 2021년11월08일

심사청구일자 2021년11월08일

(71) 출원인

고려대학교 산학협력단

서울특별시 성북구 안암로 145, 고려대학교 (안암동5가)

(72) 발명자

오재령

서울특별시 노원구 중계로 184, 113동 1101호 (중계동, 라이프청구신동아아파트)

한재호

서울특별시 성동구 한림말길 50, 102동 702호 (옥수동, 옥수하이츠아파트)

(뒷면에 계속)

(74) 대리인

박기갑

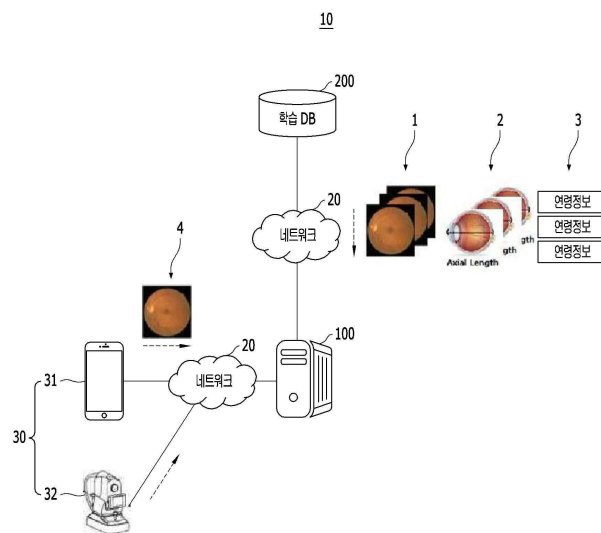
전체 청구항 수 : 총 14 항

(54) 발명의 명칭 안저 사진과 안축장 길이를 이용하여 안저 나이를 예측하는 장치 및 방법

(57) 요약

안저 사진과 안축장 길이를 이용하여 안저 나이를 예측하는 장치 및 방법이 개시되며, 본원의 일 실시예에 따른 안저 사진과 안축장 길이를 이용하여 안저 나이를 예측하는 방법은 복수의 학습 안저 사진과 이에 대응하는 복수의 학습 안축장 길이 및 복수의 학습 연령 정보를 준비하는 단계, 상기 복수의 학습 안저 사진, 상기 복수의 학습 안축장 길이 및 상기 복수의 학습 연령 정보를 이용하여 안저 사진의 피촬영자에 대한 안저 나이를 예측하는 학습 모델을 생성하는 단계, 예측 대상 안저 사진을 수신하는 단계, 및 상기 생성된 학습 모델을 이용하여 상기 예측 대상 안저 사진의 피촬영자의 안저 나이를 예측하는 단계를 포함할 수 있다.

대표도 - 도1



(52) CPC특허분류

A61B 3/1005 (2013.01)

G16H 50/20 (2018.01)

G16H 50/50 (2018.01)

(72) 발명자

정연우

서울특별시 성북구 종암로13길 4-3, 301호 (종암동)

이보람

서울특별시 성북구 보문로22길 58, 402호 (안암동 3가)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호 1415162528

과제번호 10063364

부처명 산업통상자원부

과제관리(전문)기관명 한국산업기술평가관리원

연구사업명 산업기술혁신사업

연구과제명 망막질환 진단 및 맞춤형 치료를 위한 Angio OCT 응용 스마트 레이저 시스템 개발

기 여 율 1/2

과제수행기관명 (주) 루트로닉

연구기간 2016.05.01 ~ 2020.10.31

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호 1711093228

과제번호 2016-0-00464-004

부처명 과학기술정보통신부

과제관리(전문)기관명 정보통신기획평가원

연구사업명 대학ICT연구센터지원사업

연구과제명 지능의 축적·확장·고정밀화를 위한 지능정보처리 SW 핵심기술 개발 및 글로벌 인

력양성

기 여 율 1/2

과제수행기관명 고려대학교 산학협력단

연구기간 2020.01.01 ~ 2020.12.31

명세서

청구범위

청구항 1

안저 사진과 안축장 길이를 이용하여 안저 나이를 예측하는 방법에 있어서,
복수의 학습 안저 사진과 이에 대응하는 복수의 학습 안축장 길이 및 복수의 학습 연령 정보를 준비하는 단계;
상기 복수의 학습 안저 사진, 상기 복수의 학습 안축장 길이 및 상기 복수의 학습 연령 정보를 이용하여 안저 사진의 피촬영자에 대한 안저 나이를 예측하는 학습 모델을 생성하는 단계;
예측 대상 안저 사진을 수신하는 단계; 및
상기 생성된 학습 모델을 이용하여 상기 예측 대상 안저 사진의 피촬영자의 안저 나이를 예측하는 단계,
를 포함하는, 안저 나이 예측 방법.

청구항 2

제1항에 있어서,
상기 학습 모델을 생성하는 단계는,
상기 복수의 학습 안저 사진을 입력값으로 지정하고 상기 복수의 학습 안축장 길이를 라벨로 지정하여 제 1 심층 신경망을 학습시키는 단계;
학습된 상기 제 1 심층 신경망을 이용하여 상기 복수의 학습 안저 사진에 대한 복수의 예측 안축장 길이를 도출하는 단계; 및
상기 복수의 학습 안저 사진과 상기 복수의 예측 안축장 길이를 입력값으로 지정하고 상기 복수의 학습 연령 정보를 라벨로 지정하여 제 2 심층 신경망을 학습시키는 단계
를 포함하는 것인, 안저 나이 예측 방법.

청구항 3

제1항에 있어서,
상기 학습 모델은 하나 이상의 심층 신경망을 포함하고, 각각의 상기 심층 신경망은 입력 층, 특징 추출 모듈 및 예측 모듈을 포함하고,
상기 학습 학습 모델을 생성하는 단계는,
상기 복수의 학습 안저 사진을 입력값으로 지정하고 상기 복수의 학습 안축장 길이를 라벨로 지정하여 제 1 심층 신경망을 학습시키는 단계;
학습된 상기 제 1 심층 신경망을 이용하여 상기 복수의 학습 안저 사진에 대한 복수의 예측 안축장 길이를 도출하는 단계; 및
상기 복수의 학습 안저 사진을 입력값으로 지정하고 상기 복수의 예측 안축장 길이를 제 2 심층 신경망의 특징 추출 모듈의 어느 하나의 레이어에 삽입하고 상기 복수의 학습 연령 정보를 라벨로 지정하여 상기 제 2 심층 신경망을 학습시키는 단계
를 포함하는 것인, 안저 나이 예측 방법.

청구항 4

제1항에 있어서,

상기 학습 모델을 생성하는 단계는,

상기 복수의 학습 안저 사진과 상기 복수의 학습 안축장 길이를 입력값으로 지정하고, 상기 복수의 학습 연령 정보를 라벨로 지정하여 심층 신경망을 학습시키는 단계

를 포함하는 것인, 안저 나이 예측 방법.

청구항 5

제4항에 있어서,

상기 피촬영자의 측정된 안축장 길이를 수신하는 단계

를 더 포함하고,

상기 안저 나이를 예측하는 단계는, 상기 예측 대상 안저 사진과 상기 측정된 안축장 길이를 상기 심층 신경망의 입력값으로 지정하여 상기 예측 대상 안저 사진의 피촬영자의 안저 나이를 예측하는 것인, 안저 나이 예측 방법.

청구항 6

제1항에 있어서,

상기 예측 대상 안저 사진에서 상기 안저 나이의 예측에 활용된 근거 영역을 도출하는 단계; 및

상기 예측 대상 안저 사진에서 상기 근거 영역을 강조하여 표시한 근거 영상을 출력하는 단계,

를 더 포함하고,

상기 근거 영역을 도출하는 단계는, 하기 수학적식 1을 통해 I번째 레이어의 어느 하나의 노드가 I+1번째 레이어의 어느 하나의 노드에 미치는 영향을 나타내는 기여값을 계산하고, 수학적식 2를 통해 I번째 레이어의 어느 하나의 노드가 I+1번째 레이어 전체에 미치는 영향을 나타내는 기여값을 계산하며, 수학적식 3을 통해 I번째 레이어의 어느 하나의 노드가 I+2번째 레이어 전체에 미치는 영향을 나타내는 기여값을 계산하고, 상기 수학적식 3을 연쇄적으로 적용하여, 임의의 노드 하나가 해당 신경망의 출력노드에 기여하는 값을 계산하여 예측에 활용되는 근거 영역을 도출하는 것인, 안저 나이 예측 방법.

[수학적식 1]

$$C_{l;i',j',k' \dots \rightarrow l+1;i,j,k \dots} = f\left(x_l, \frac{\partial y_{l+1}}{\partial x_l}, b_{l+1}\right) \frac{\partial y_{l+1;i,j,k \dots}}{\partial x_{l;i',j',k' \dots}}$$

where $x_{l;i',j',k' \dots}$ is a node in l th layer, $y_{l+1;i,j,k \dots}$ is a node in $l+1$ th layer,

and $f\left(x_l, \frac{\partial y_{l+1}}{\partial x_l}, b_{l+1}\right)$ is any function including linear, non-linear, and piecewise linear

of nodes in l 'th layer, derivatives of nodes in $l+1$ th layer with respect to nodes in l 'th layer, and bias of $l+1$ th layer

[수학적식 2]

$$C_{l;i',j',k' \dots \rightarrow l+1} = \sum_{i,j,k \dots} f\left(x_l, \frac{\partial y_{l+1}}{\partial x_l}, b_{l+1}\right) \frac{\partial y_{l+1;i,j,k \dots}}{\partial x_{l;i',j',k' \dots}}$$

where $x_{l;i',j',k' \dots}$ is a node in l th layer, $y_{l+1;i,j,k \dots}$ is a node in $l+1$ th layer,

and $f\left(x_l, \frac{\partial y_{l+1}}{\partial x_l}, b_{l+1}\right)$ is any function including linear, non-linear, and piecewise linear

of nodes in l 'th layer, derivatives of nodes in $l+1$ th layer with respect to nodes in l 'th layer, and bias of $l+1$ th layer

[수학식 3]

$$C_{l+1:j',k',\dots,l+2} = \sum_{i,j,k,\dots} f\left(x_l, \frac{\partial y_{l+1}}{\partial x_l}, b_{l+1}\right) \frac{\partial y_{l+1:i,j,k,\dots}}{\partial x_{l+1:j',k',\dots}} C_{l+1:i,j,k,\dots,l+2}$$

where $x_{l+1:j',k',\dots}$ is a node in l th layer, $y_{l+1:i,j,k,\dots}$ is a node in $l+1$ th layer,
and $f\left(x_l, \frac{\partial y_{l+1}}{\partial x_l}, b_{l+1}\right)$ is any function including linear, non-linear, and piecewise linear
of nodes in l th layer, derivatives of nodes in $l+1$ th layer with respect to nodes in l th layer,
and bias of $l+1$ th layer

청구항 7

제1항에 있어서,

상기 예측된 안저 나이에 대한 피드백으로서 의료진이 판단한 수정 안저 나이를 수신하는 단계; 및

상기 수정 안저 나이에 대응하는 복수의 학습 안저 사진과 복수의 학습 안축장 길이를 데이터셋에 추가하여 상기 학습 모델을 업데이트하는 단계

를 더 포함하는, 안저 나이 예측 방법.

청구항 8

안저 사진과 안축장 길이를 이용하여 안저 나이를 예측하는 장치에 있어서,

복수의 학습 안저 사진과 이에 대응하는 복수의 학습 안축장 길이 및 복수의 학습 연령 정보를 준비하고, 상기 복수의 학습 안저 사진, 상기 복수의 학습 안축장 길이 및 상기 복수의 학습 연령 정보를 이용하여 안저 사진의 피촬영자에 대한 안저 나이를 예측하는 학습 모델을 생성하는 학습부; 및

예측 대상 안저 사진을 수신하고, 상기 생성된 학습 모델을 이용하여 상기 예측 대상 안저 사진의 피촬영자의 안저 나이를 예측하는 추론부,

를 포함하는, 안저 나이 예측 장치.

청구항 9

제8항에 있어서,

상기 학습부는,

상기 복수의 학습 안저 사진을 입력값으로 지정하고 상기 복수의 학습 안축장 길이를 라벨로 지정하여 제 1 심층 신경망을 학습시키고, 학습된 상기 제 1 심층 신경망을 이용하여 상기 복수의 학습 안저 사진에 대한 복수의 예측 안축장 길이를 도출하고, 상기 복수의 학습 안저 사진과 상기 복수의 예측 안축장 길이를 입력값으로 지정하고 상기 복수의 학습 연령 정보를 라벨로 지정하여 제 2 심층 신경망을 학습시키는 것인, 안저 나이 예측 장치.

청구항 10

제8항에 있어서,

상기 학습 모델은 하나 이상의 심층 신경망을 포함하고, 각각의 상기 심층 신경망은 입력 층, 특징 추출 모듈 및 예측 모듈을 포함하고,

상기 학습부는,

상기 복수의 학습 안저 사진을 입력값으로 지정하고 상기 복수의 학습 안축장 길이를 라벨로 지정하여 제 1 심

층 신경망을 학습시키고, 학습된 상기 제 1 심층 신경망을 이용하여 상기 복수의 학습 안저 사진에 대한 복수의 예측 안축장 길이를 도출하고, 상기 복수의 학습 안저 사진을 입력값으로 지정하고, 상기 복수의 예측 안축장 길이를 제 2 심층 신경망의 특징 추출 모듈의 어느 하나의 레이어에 삽입하고 상기 복수의 학습 연령 정보를 라벨로 지정하여 상기 제 2 심층 신경망을 학습시키는 것인, 안저 나이 예측 장치.

청구항 11

제8항에 있어서,

상기 학습부는,

상기 복수의 학습 안저 사진과 상기 복수의 학습 안축장 길이를 입력값으로 지정하고 상기 복수의 학습 연령 정보를 라벨로 지정하여 심층 신경망을 학습시키는 것인, 안저 나이 예측 장치.

청구항 12

제11항에 있어서,

상기 추론부는,

상기 피촬영자의 측정된 안축장 길이를 수신하고,

상기 예측 대상 안저 사진과 상기 측정된 안축장 길이를 상기 심층 신경망의 입력값으로 지정하여 상기 피촬영자의 안저 나이를 예측하는 것인, 안저 나이 예측 장치.

청구항 13

제8항에 있어서,

상기 예측 대상 안저 사진에서 상기 안저 나이의 예측에 활용된 근거 영역을 도출하고, 상기 예측 대상 안저 사진에서 상기 근거 영역을 강조하여 표시한 근거 영상을 출력하는 시각화부

를 더 포함하고,

상기 시각화부는,

하기 수학적 식 1을 통해 I번째 레이어의 어느 하나의 노드가 I+1번째 레이어의 어느 하나의 노드에 미치는 영향을 나타내는 기여값을 계산하고, 수학적 식 2를 통해 I번째 레이어의 어느 하나의 노드가 I+1번째 레이어 전체에 미치는 영향을 나타내는 기여값을 계산하며, 수학적 식 3을 통해 1번째 레이어의 어느 하나의 노드가 1+2번째 레이어 전체에 미치는 영향을 나타내는 기여값을 계산하고, 상기 수학적 식 3을 연속적으로 적용하여, 임의의 노드 하나가 해당 신경망의 출력노드에 기여하는 값을 계산하여 예측에 활용되는 근거 영역을 도출하는 것인, 안저 나이 예측 장치.

[수학적 식 1]

$$C_{l;i',j',k',\dots \rightarrow l+1;i,j,k,\dots} = f\left(x_l, \frac{\partial y_{l+1}}{\partial x_l}, b_{l+1}\right) \frac{\partial y_{l+1;i,j,k,\dots}}{\partial x_{l;i',j',k',\dots}}$$

where $x_{l;i',j',k',\dots}$ is a node in l th layer, $y_{l+1;i,j,k,\dots}$ is a node in $l+1$ th layer,

and $f\left(x_l, \frac{\partial y_{l+1}}{\partial x_l}, b_{l+1}\right)$ is any function including linear, non-linear, and piecewise linear

of nodes in l 'th layer, derivatives of nodes in $l+1$ th layer with respect to nodes in l 'th layer, and bias of $l+1$ th layer

[수학적 식 2]

$$C_{l;i',j',k',\dots \rightarrow l+1} = \sum_{i,j,k,\dots} f\left(x_l, \frac{\partial y_{l+1}}{\partial x_l}, b_{l+1}\right) \frac{\partial y_{l+1;i,j,k,\dots}}{\partial x_{l;i',j',k',\dots}}$$

where $x_{l,i',j',k',...}$ is a node in l th layer, $y_{l+1,i,j,k,...}$ is a node in $l+1$ th layer,
and $f\left(x_{l,i',j',k',...}, \frac{\partial y_{l+1,i,j,k,...}}{\partial x_{l,i',j',k',...}}, b_{l+1}\right)$ is any function including linear, non-linear, and piecewise linear
of nodes in l 'th layer, derivatives of nodes in $l+1$ th layer with respect to nodes in l 'th layer,
and bias of $l+1$ th layer

[수학식 3]

$$C_{l,i',j',k',...-l+2} = \sum_{i,j,k,...} f\left(x_{l,i',j',k',...}, \frac{\partial y_{l+1,i,j,k,...}}{\partial x_{l,i',j',k',...}}, b_{l+1}\right) C_{l+1,i,j,k,...-l+2}$$

where $x_{l,i',j',k',...}$ is a node in l th layer, $y_{l+1,i,j,k,...}$ is a node in $l+1$ th layer,
and $f\left(x_{l,i',j',k',...}, \frac{\partial y_{l+1,i,j,k,...}}{\partial x_{l,i',j',k',...}}, b_{l+1}\right)$ is any function including linear, non-linear, and piecewise linear
of nodes in l 'th layer, derivatives of nodes in $l+1$ th layer with respect to nodes in l 'th layer,
and bias of $l+1$ th layer

청구항 14

제8항에 있어서,

상기 학습부는,

상기 예측된 안저 나이에 대한 피드백으로서 의료진이 판단한 수정 안저 나이를 수신하고, 상기 수정 안저 나이에 대응하는 복수의 학습 안저 사진과 복수의 학습 안축장 길이를 데이터셋에 추가하여 상기 학습 모델을 업데이트하는 것인, 안저 나이 예측 장치.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본원은 안저 사진과 안축장 길이를 이용하여 안저 나이를 예측하는 장치 및 방법에 관한 것이다. 특히, 본원은 심층 신경망을 이용하여 안과 질환, 뇌 질환 등에 대한 조기 진단에 있어서 중요도가 높은 안저 나이를 예측하는 장치 및 방법에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 안과에서의 검사 과정에서 안저 사진은 비침습적이며 기본적인 검사로 쉽게 획득 가능하다는 점에서 활용도가 높다. 특히, 안저 사진은 비교적 협조가 안되는 환자 또는 시력이 저하된 환자에 대하여도 적은 노력과 시간으로 촬영될 수 있으며, 피촬영자의 동공이 확대되지 않은 상태(산동되지 않은 상태)에서도 쉽게 촬영할 수 있다는 이점이 있다.

[0003] 또한, 안저 사진은 다양한 망막 질환을 발견하는데 활용될 수 있다. 예를 들어, 당뇨병망막병증, 망막정맥폐쇄, 황반변성 등의 다양한 안과 질환의 진단에 있어서는 안저 사진을 기초로 한 전문의의 소견이 필수적이다.

[0004] 다만, 종래에는 안저 사진을 획득하기 위하여 고가의 안저 촬영 기기가 구비될 것이 요구되었으나, 최근 들어 안저 촬영을 위한 고가의 기기 없이도 스마트폰에 탑재되는 렌즈를 이용하여 쉽게 안저 사진을 얻을 수 있는 기술이 마련되고 있다.

[0005] 망막을 비롯한 눈의 안쪽 구조는 환자의 나이에 따라 변화를 겪게 되는데, 안저를 통하여 확인되는 이러한 구조의 상태지표를 안저 나이라고 한다. 때문에, 안저 나이를 통하여 환자가 실제 나이에 비하여 안저의 변화가 더 심한지 또는 그렇지 않은지를 판단할 수 있다. 또한, 안저 나이와 관련이 있는 망막의 혈관 및 상태는 심혈관 질환 및 뇌의 질환들과의 관련성이 있음이 보고되어 있다. 특히 환자의 나이가 상대적으로 젊은 청년층의 경우 안저 나이 예측 결과 실제 나이보다 훨씬 크게 나오면 전신 혈관 상태와 뇌 노화에 대한 의심을 할 수 있게 되어 관련 질환에 대한 조기 진단에 이용될 수 있다. 따라서, 안저 나이 예측을 통하여 전신 혈관 및 뇌 노화 등과 관련한 건강의 지표로 사용할 수 있다.

[0006] 종래 기술은 안저 사진을 이용하여 녹내장을 진단하는 방법을 개시하고 있으나, 안저 사진을 이용하여 다양한 망막 질환뿐만 아니라 전신 혈관 및 뇌 노화 등의 진단에서까지 이용될 수 있는 안저 나이를 예측하는 기술에는

이르지 못하였다.

[0007] 본원의 배경이 되는 기술은 한국공개특허공보 제10-2019-0087272호에 개시되어 있다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0008] 본원은 전술한 종래 기술의 문제점을 해결하기 위한 것으로서, 안저 사진과 안축장 길이를 이용하여 보다 정밀하게 안저 나이를 예측하는 장치 및 방법을 제공하는 것을 목적으로 한다. 본원에서 안축장 길이는 직접 측정된 안축장 길이 또는 별도의 심층 신경망을 통해 예측한 안축장 길이를 포함할 수 있다.

[0009] 다만, 본원의 실시예가 이루고자 하는 기술적 과제는 상기된 바와 같은 기술적 과제들로 한정되지 않으며, 또 다른 기술적 과제들이 존재할 수 있다.

과제의 해결 수단

[0010] 상기한 기술적 과제를 달성하기 위한 기술적 수단으로서, 본원의 일 실시예에 따른 안저 사진과 안축장 길이를 이용하여 안저 나이를 예측하는 방법은 복수의 학습 안저 사진과 이에 대응하는 복수의 학습 안축장 길이 및 복수의 학습 연령 정보를 준비하는 단계, 상기 복수의 학습 안저 사진, 상기 복수의 학습 안축장 길이 및 상기 복수의 학습 연령 정보를 이용하여 안저 사진의 피촬영자에 대한 안저 나이를 예측하는 학습 모델을 생성하는 단계, 예측 대상 안저 사진을 수신하는 단계, 및 상기 생성된 학습 모델을 이용하여 상기 예측 대상 안저 사진의 피촬영자의 안저 나이를 예측하는 단계를 포함할 수 있다.

[0011] 또한, 상기 학습 모델을 생성하는 단계는, 상기 복수의 학습 안저 사진을 입력값으로 지정하고 상기 복수의 학습 안축장 길이를 라벨로 지정하여 제 1 심층 신경망을 학습시키는 단계, 학습된 상기 제 1 심층 신경망을 이용하여 상기 복수의 학습 안저 사진에 대한 복수의 예측 안축장 길이를 도출하는 단계, 및 상기 복수의 학습 안저 사진과 상기 복수의 예측 안축장 길이를 입력값으로 지정하고 상기 복수의 학습 연령 정보를 라벨로 지정하여 제 2 심층 신경망을 학습시키는 단계를 포함할 수 있다.

[0012] 또한, 상기 학습 모델은 하나 이상의 심층 신경망을 포함하고, 각각의 상기 심층 신경망은 입력 층, 특징 추출 모듈 및 예측 모듈을 포함하고, 상기 학습 모델을 생성하는 단계는, 상기 복수의 학습 안저 사진을 입력값으로 지정하고 상기 복수의 학습 안축장 길이를 라벨로 지정하여 제 1 심층 신경망을 학습시키는 단계, 학습된 상기 제 1 심층 신경망을 이용하여 상기 복수의 학습 안저 사진에 대한 복수의 예측 안축장 길이를 도출하는 단계, 및 상기 복수의 학습 안저 사진을 입력값으로 지정하고 상기 복수의 예측 안축장 길이를 제 2 심층 신경망의 특징 추출 모듈의 어느 하나의 레이어에 삽입하고 상기 복수의 학습 연령 정보를 라벨로 지정하여 상기 제 2 심층 신경망을 학습시키는 단계를 포함할 수 있다.

[0013] 또한, 상기 학습 모델을 생성하는 단계는, 상기 복수의 학습 안저 사진과 상기 복수의 학습 안축장 길이를 입력값으로 지정하고, 상기 복수의 학습 연령 정보를 라벨로 지정하여 심층 신경망을 학습시키는 단계를 포함할 수 있다.

[0014] 또한, 상기 피촬영자의 측정된 안축장 길이를 수신하는 단계를 더 포함하고, 상기 안저 나이를 예측하는 단계는, 상기 예측 대상 안저 사진과 상기 측정된 안축장 길이를 상기 심층 신경망의 입력값으로 지정하여 상기 피촬영자의 안저 나이를 예측하는 것일 수 있다.

[0015] 또한, 상기 예측 대상 안저 사진에서 상기 안저 나이의 예측에 활용된 근거 영역을 도출하는 단계, 및 상기 예측 대상 안저사진에서 상기 근거 영역을 강조하여 표시한 근거 영상을 출력하는 단계를 더 포함하고, 상기 근거 영역을 도출하는 단계는, 하기 수학적 식 1을 통해 1번째 레이어의 어느 하나의 노드가 I+1번째 레이어의 어느 하나의 노드에 미치는 영향을 나타내는 기여값을 계산하고, 수학적 식 2를 통해 1번째 레이어의 어느 하나의 노드가 I+1번째 레이어 전체에 미치는 영향을 나타내는 기여값을 계산하며, 수학적 식 3을 통해 1번째 레이어의 어느 하나의 노드가 I+2번째 레이어 전체에 미치는 영향을 나타내는 기여값을 계산한다. 따라서 다수의 복잡한 레이어들로 구성된 심층신경망에는 수학적 식 3을 연쇄적으로 활용하여, 임의의 노드 하나가 해당 신경망의 출력노드에 기여하는 값을 계산하여 예측에 활용되는 근거 영역을 도출할 수 있다.

[0016] [수학식 1]

$$C_{l;i',j',k' \dots \rightarrow l+1;i,j,k \dots} = f\left(x_l, \frac{\partial y_{l+1}}{\partial x_l}, b_{l+1}\right) \frac{\partial y_{l+1;i,j,k \dots}}{\partial x_{l;i',j',k' \dots}}$$

[0017]

where $x_{l;i',j',k' \dots}$ is a node in l th layer, $y_{l+1;i,j,k \dots}$ is a node in $l+1$ th layer,

and $f\left(x_l, \frac{\partial y_{l+1}}{\partial x_l}, b_{l+1}\right)$ is any function including linear, non-linear, and piecewise linear

[0018]

of nodes in l th layer, derivatives of nodes in $l+1$ th layer with respect to nodes in l th layer, and bias of $l+1$ th layer

[0019] [수학식 2]

$$C_{l;i',j',k' \dots \rightarrow l+1} = \sum_{i,j,k \dots} f\left(x_l, \frac{\partial y_{l+1}}{\partial x_l}, b_{l+1}\right) \frac{\partial y_{l+1;i,j,k \dots}}{\partial x_{l;i',j',k' \dots}}$$

[0020]

where $x_{l;i',j',k' \dots}$ is a node in l th layer, $y_{l+1;i,j,k \dots}$ is a node in $l+1$ th layer,

and $f\left(x_l, \frac{\partial y_{l+1}}{\partial x_l}, b_{l+1}\right)$ is any function including linear, non-linear, and piecewise linear

[0021]

of nodes in l th layer, derivatives of nodes in $l+1$ th layer with respect to nodes in l th layer, and bias of $l+1$ th layer

[0022] [수학식 3]

$$C_{l;i',j',k' \dots \rightarrow l+2} = \sum_{i,j,k \dots} f\left(x_l, \frac{\partial y_{l+1}}{\partial x_l}, b_{l+1}\right) \frac{\partial y_{l+1;i,j,k \dots}}{\partial x_{l;i',j',k' \dots}} C_{l+1;i,j,k \dots \rightarrow l+2}$$

[0023]

where $x_{l;i',j',k' \dots}$ is a node in l th layer, $y_{l+1;i,j,k \dots}$ is a node in $l+1$ th layer,

and $f\left(x_l, \frac{\partial y_{l+1}}{\partial x_l}, b_{l+1}\right)$ is any function including linear, non-linear, and piecewise linear

[0024]

of nodes in l th layer, derivatives of nodes in $l+1$ th layer with respect to nodes in l th layer, and bias of $l+1$ th layer

[0025] 또한, 상기 예측된 안저 나이에 대한 피드백으로서 의료진이 판단한 수정 안저 나이를 수신하는 단계, 및 상기 수정 안저 나이에 대응하는 복수의 학습 안저 사진과 복수의 학습 안축장 길이를 데이터셋에 추가하여 상기 학습 모델을 업데이트하는 단계를 더 포함할 수 있다.

[0026] 한편, 본원의 일 실시예에 따른 안저 사진과 안축장 길이를 이용하여 안저 나이를 예측하는 장치는 복수의 학습 안저 사진과 이에 대응하는 복수의 학습 안축장 길이 및 복수의 학습 연령 정보를 준비하고, 상기 복수의 학습 안저 사진, 상기 복수의 학습 안축장 길이 및 상기 복수의 학습 연령 정보를 이용하여 안저 사진의 피촬영자에 대한 안저 나이를 예측하는 학습 모델을 생성하는 학습부, 및 예측 대상 안저 사진을 수신하고, 상기 생성된 학습 모델을 이용하여 상기 예측 대상 안저 사진의 피촬영자의 안저 나이를 예측하는 추론부를 포함할 수 있다.

[0027] 또한, 상기 학습부는, 상기 복수의 학습 안저 사진을 입력값으로 지정하고 상기 복수의 학습 안축장 길이를 라벨로 지정하여 제 1 심층 신경망을 학습시키고, 학습된 상기 제 1 심층 신경망을 이용하여 상기 복수의 학습 안저 사진에 대한 복수의 예측 안축장 길이를 도출하고, 상기 복수의 학습 안저 사진과 상기 복수의 예측 안축장 길이를 입력값으로 지정하고 상기 복수의 학습 연령 정보를 라벨로 지정하여 제 2 심층 신경망을 학습시키는 것일 수 있다.

[0028] 또한, 상기 학습 모델은 하나 이상의 심층 신경망을 포함하고, 각각의 상기 심층 신경망은 입력 층, 특징 추출 모듈 및 예측 모듈을 포함하고, 상기 학습부는, 상기 복수의 학습 안저 사진을 입력값으로 지정하고 상기 복수의 학습 안축장 길이를 라벨로 지정하여 제 1 심층 신경망을 학습시키고, 학습된 상기 제 1 심층 신경망을 이용하여 상기 복수의 학습 안저 사진에 대한 복수의 예측 안축장 길이를 도출하고, 상기 복수의 학습 안저 사진을 입력값으로 지정하고, 상기 복수의 예측 안축장 길이를 제 2 심층 신경망의 특징 추출 모듈의 어느 하나의 레이어에 삽입하고 상기 복수의 학습 연령 정보를 라벨로 지정하여 상기 제 2 심층 신경망을 학습시키는 것일 수 있다.

[0029] 또한, 상기 학습부는, 상기 복수의 학습 안저 사진과 상기 복수의 학습 안축장 길이를 입력값으로 지정하고 상기 복수의 학습 연령 정보를 라벨로 지정하여 심층 신경망을 학습시키는 것일 수 있다.

[0030] 또한, 상기 추론부는, 상기 피촬영자의 측정된 안축장 길이를 수신하고, 상기 예측 대상 안저 사진과 상기 측정된 안축장 길이를 상기 심층 신경망의 입력값으로 지정하여 상기 피촬영자의 안저 나이를 예측하는 것일 수 있다.

다.

[0031] 또한, 상기 예측 대상 안저 사진에서 상기 안저 나이의 예측에 활용된 근거 영역을 도출하고, 상기 예측 대상 안저사진에서 상기 근거 영역을 강조하여 표시한 근거 영상을 출력하는 시각화부를 더 포함하고, 상기 시각화부는, 하기 수학적 식 1을 통해 1번째 레이어의 어느 하나의 노드가 1+1번째 레이어의 어느 하나의 노드에 미치는 영향을 나타내는 기여값을 계산하고, 수학적 식 2를 통해 1번째 레이어의 어느 하나의 노드가 1+1번째 레이어 전체에 미치는 영향을 나타내는 기여값을 계산하며, 수학적 식 3을 통해 1번째 레이어의 어느 하나의 노드가 1+2번째 레이어 전체에 미치는 영향을 나타내는 기여값을 계산한다. 따라서 다수의 복잡한 레이어들로 구성된 심층신경망에는 수학적 식 3을 연쇄적으로 활용하여, 임의의 노드 하나가 해당 신경망의 출력노드에 기여하는 값을 계산하여 예측에 활용되는 근거 영역을 도출할 수 있다.

[0032] [수학적 식 1]

$$C_{l;i',j',k',\dots \rightarrow l+1;i,j,k,\dots} = f\left(x_l, \frac{\partial y_{l+1}}{\partial x_l}, b_{l+1}\right) \frac{\partial y_{l+1;i,j,k,\dots}}{\partial x_{l;i',j',k',\dots}}$$

where $x_{l;i',j',k',\dots}$ is a node in l th layer, $y_{l+1;i,j,k,\dots}$ is a node in $l+1$ th layer,
and $f\left(x_l, \frac{\partial y_{l+1}}{\partial x_l}, b_{l+1}\right)$ is any function including linear, non-linear, and piecewise linear
of nodes in l 'th layer, derivatives of nodes in $l+1$ th layer with respect to nodes in l 'th layer,
and bias of $l+1$ th layer

[0034]

[0035] [수학적 식 2]

$$C_{l;i',j',k',\dots \rightarrow l+1} = \sum_{i,j,k,\dots} f\left(x_l, \frac{\partial y_{l+1}}{\partial x_l}, b_{l+1}\right) \frac{\partial y_{l+1;i,j,k,\dots}}{\partial x_{l;i',j',k',\dots}}$$

where $x_{l;i',j',k',\dots}$ is a node in l th layer, $y_{l+1;i,j,k,\dots}$ is a node in $l+1$ th layer,
and $f\left(x_l, \frac{\partial y_{l+1}}{\partial x_l}, b_{l+1}\right)$ is any function including linear, non-linear, and piecewise linear
of nodes in l 'th layer, derivatives of nodes in $l+1$ th layer with respect to nodes in l 'th layer,
and bias of $l+1$ th layer

[0037]

[0038] [수학적 식 3]

$$C_{l;i',j',k',\dots \rightarrow l+2} = \sum_{i,j,k,\dots} f\left(x_l, \frac{\partial y_{l+1}}{\partial x_l}, b_{l+1}\right) \frac{\partial y_{l+1;i,j,k,\dots}}{\partial x_{l;i',j',k',\dots}} C_{l+1;i,j,k,\dots \rightarrow l+2}$$

where $x_{l;i',j',k',\dots}$ is a node in l th layer, $y_{l+1;i,j,k,\dots}$ is a node in $l+1$ th layer,
and $f\left(x_l, \frac{\partial y_{l+1}}{\partial x_l}, b_{l+1}\right)$ is any function including linear, non-linear, and piecewise linear
of nodes in l 'th layer, derivatives of nodes in $l+1$ th layer with respect to nodes in l 'th layer,
and bias of $l+1$ th layer

[0040]

[0041] 또한, 상기 학습부는, 상기 예측된 안저 나이에 대한 피드백으로서 의료진이 판단한 수정 안저 나이를 수신하고, 상기 수정 안저 나이에 대응하는 복수의 학습 안저 사진과 복수의 학습 안축장 길이를 데이터셋에 추가하여 상기 학습 모델을 업데이트하는 것일 수 있다.

[0042] 상술한 과제 해결 수단은 단지 예시적인 것으로서, 본원을 제한하려는 의도로 해석되지 않아야 한다. 상술한 예시적인 실시예 외에도, 도면 및 발명의 상세한 설명에 추가적인 실시예가 존재할 수 있다.

발명의 효과

[0043] 전술한 본원의 과제 해결 수단에 의하면, 안저 사진과 함께 안축장 길이를 이용함으로써 보다 정밀하게 안저 나이를 예측할 수 있는 안저 나이 예측 장치 및 방법을 제공할 수 있다.

[0044] 전술한 본원의 과제 해결 수단에 의하면, 고가의 안축장 측정 장비 없이도 쉽게 획득 가능한 안저 사진을 활용하여 안축장 길이를 예측함으로써 고가의 안축장 측정장비를 구비하기 어렵거나 의료산업 인프라가 낙후된 개발도상국에서도 안축장 길이 또는 안저 나이를 간편하면서도 신뢰성 있게 획득할 수 있도록 지원할 수 있다.

[0045] 전술한 본원의 과제 해결 수단에 의하면, 안저 나이 예측에 중요한 영향을 미친 근거 영역을 강조되게 표시함으로써, 예측된 안저 나이에 대한 신뢰성을 확보할 수 있고, 이를 육안으로 확인하는 의료진의 정확한 판단을 보

조할 수 있다.

[0046] 다만, 본원에서 얻을 수 있는 효과는 상기된 바와 같은 효과들로 한정되지 않으며, 또 다른 효과들이 존재할 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0047] 도 1은 본원의 일 실시예에 따른 안저 사진과 안축장 길이를 이용하여 안저 나이를 예측하는 장치를 포함하는 안저 나이 예측 시스템의 개략적인 구성도이다.

도 2는 본원의 일 실시예에 따른 심층 신경망 기반의 학습 모델을 설명하기 위한 개념도이다.

도 3은 본원의 다른 실시예에 따른 심층 신경망 기반의 학습 모델을 설명하기 위한 개념도이다.

도 4는 본원의 또 다른 실시예에 따른 심층 신경망 기반의 학습 모델을 설명하기 위한 개념도이다.

도 5는 본원의 일 실시예에 따른 근거 영역을 구하는 방법을 설명하기 위한 도면이다.

도 6은 본원의 일 실시예에 따른 특별한 경우의 근거 영역을 구하는 방법을 설명하기 위한 도면이다.

도 7은 본원의 일 실시예에 따른 안저 사진에서 근거 영역을 강조하여 표시한 근거 영상을 예시적으로 나타낸 도면이다.

도 8은 본원의 일 실시예에 따른 안저 사진 및 안축장 길이를 이용하여 안저 나이를 예측하는 장치의 개략적인 구성도이다.

도 9는 본원의 일 실시예에 따른 안저 사진 및 안축장 길이를 이용하여 안저 나이를 예측하는 방법에 대한 동작 흐름도이다.

도 10은 본원의 일 실시예에 따른 안저 나이를 예측하는 학습 모델을 생성하는 방법에 대한 동작 흐름도이다.

도 11은 본원의 다른 실시예에 따른 안저 나이를 예측하는 학습 모델을 생성하는 방법에 대한 동작 흐름도이다.

도 12는 본원의 또 다른 실시예에 따른 안저 나이를 예측하는 학습 모델을 생성하는 방법에 대한 동작 흐름도이다.

도 13은 본원의 일 실시예 또는 다른 실시예에 따른 안저 나이 예측에 활용된 근거 영역을 가시화하는 방법에 대한 동작 흐름도이다.

도 14는 본원의 또 다른 실시예에 따른 안저 나이 예측에 활용된 근거 영역을 가시화하는 방법에 대한 동작 흐름도이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0048] 아래에서는 첨부한 도면을 참조하여 본원이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자가 용이하게 실시할 수 있도록 본원의 실시예를 상세히 설명한다. 그러나 본원은 여러 가지 상이한 형태로 구현될 수 있으며 여기에서 설명하는 실시예에 한정되지 않는다. 그리고 도면에서 본원을 명확하게 설명하기 위해서 설명과 관계없는 부분은 생략하였으며, 명세서 전체를 통하여 유사한 부분에 대해서는 유사한 도면 부호를 붙였다.

[0049] 본원 명세서 전체에서, 어떤 부분이 다른 부분과 "연결"되어 있다고 할 때, 이는 "직접적으로 연결"되어 있는 경우뿐 아니라, 그 중간에 다른 소자를 사이에 두고 "전기적으로 연결" 또는 "간접적으로 연결"되어 있는 경우도 포함한다.

[0050] 본원 명세서 전체에서, 어떤 부재가 다른 부재 "상에", "상부에", "상단에", "하에", "하부에", "하단에" 위치하고 있다고 할 때, 이는 어떤 부재가 다른 부재에 접해 있는 경우뿐 아니라 두 부재 사이에 또 다른 부재가 존재하는 경우도 포함한다.

[0051] 본원 명세서 전체에서, 어떤 부분이 어떤 구성 요소를 "포함"한다고 할 때, 이는 특별히 반대되는 기재가 없는 한 다른 구성 요소를 제외하는 것이 아니라 다른 구성 요소를 더 포함할 수 있는 것을 의미한다.

[0052] 본원은 안저 사진 및 안축장 길이를 이용하여 안저 나이를 예측하는 장치 및 방법에 관한 것이다. 특히, 본원은 안저 사진에 대한 빅데이터와 심층 신경망을 이용하여 안과 질환, 뇌 질환 등에 대한 조기 진단에 있어서 중요도가 높은 안저 나이를 예측하는 장치 및 방법에 관한 것이다.

- [0053] 도 1은 본원의 일 실시예에 따른 안저 사진과 안축장 길이를 이용하여 안저 나이를 예측하는 장치를 포함하는 안저 나이 예측 시스템의 개략적인 구성도이다.
- [0054] 도 1을 참조하면, 안저 나이 예측 시스템(10)은, 본원의 일 실시예에 따른 안저 사진 및 안축장 길이를 이용하여 안저 나이를 예측하는 장치(100)(이하, '안저 나이 예측 장치(100)'라 한다.), 학습 DB(200), 및 안저 사진 촬영 장치(30)를 포함할 수 있다. 안저 나이 예측 시스템(10)은, 도시하지 않았지만, 안축장 길이 측정 장치를 더 포함할 수 있다.
- [0055] 안저 나이 예측 장치(100), 학습 DB(200) 및 안저 사진 촬영 장치(30) 상호간은 네트워크(20)를 통해 통신할 수 있다. 네트워크(20)는 단말들 및 서버들과 같은 각각의 노드 상호간에 정보 교환이 가능한 연결 구조를 의미하는 것으로, 이러한 네트워크(20)의 일 예에는, 3GPP(3rd Generation Partnership Project) 네트워크, LTE(Long Term Evolution) 네트워크, 5G 네트워크, WIMAX(World Interoperability for Microwave Access) 네트워크, 인터넷(Internet), LAN(Local Area Network), Wireless LAN(Wireless Local Area Network), WAN(Wide Area Network), PAN(Personal Area Network), wifi 네트워크, 블루투스(Bluetooth) 네트워크, 위성 방송 네트워크, 아날로그 방송 네트워크, DMB(Digital Multimedia Broadcasting) 네트워크 등이 포함되나 이에 한정되지는 않는다.
- [0056] 본원의 일 실시예에 따르면, 안저 사진 촬영 장치(30)는 사용자 단말(31)을 포함할 수 있다. 사용자 단말(31)은 예를 들면, 스마트폰(Smartphone), 스마트패드(SmartPad), 태블릿 PC등과 PCS(Personal Communication System), GSM(Global System for Mobile communication), PDC(Personal Digital Cellular), PHS(Personal Handyphone System), PDA(Personal Digital Assistant), IMT(International Mobile Telecommunication)-2000, CDMA(Code Division Multiple Access)-2000, W-CDMA(W-Code Division Multiple Access), Wibro(Wireless Broadband Internet) 단말기 같은 모든 종류의 무선 통신 장치일 수 있다. 다른 예로, 안저 사진 촬영 장치(30)는 안과, 대학 병원 등에 구비되어 환자의 안저 사진을 획득하기 위한 전용 촬영기기인 안저 카메라(32)를 포함할 수 있다.
- [0057] 본원의 일 실시예에 따르면, 안저 나이 예측 장치(100)는 한 대 이상의 컴퓨터를 포함할 수 있으며, 만약 복수의 컴퓨터가 존재한다면 전산망을 통하여 병렬 혹은 직렬로 연산을 수행할 수 있다.
- [0058] 또한, 본원의 일 실시예에 따르면, 학습 DB(200)는 복수의 학습 안저 사진(1) 및 이에 대응되는 복수의 학습 안축장 길이(2) 및 복수의 학습 연령 정보(3)를 포함하는 데이터베이스일 수 있다. 본원의 실시예에 관한 설명에서 학습 안저 사진(1)은 피촬영자의 안축장 길이인 학습 안축장 길이(2) 및 피촬영자의 나이인 학습 연령 정보(3)가 정답 데이터(ground truth)로써 대응되어 있을 수 있으며, 본원의 안저 나이 예측 장치(100)가 피촬영자의 안저 나이에 대한 정보가 알려지지 않은 안저 사진(달리 말해, '예측 대상 안저 사진(4)')에 대한 안저 나이 예측값을 도출하기 위해 구축되는 학습 모델을 구현하는 과정에서 활용되는 이미지 데이터를 의미하는 것일 수 있다.
- [0059] 먼저, 안저 나이 예측 장치(100)는 복수의 학습 안저 사진(1), 복수의 학습 안축장 길이(2) 및 복수의 학습 연령 정보(3)를 준비할 수 있다. 구체적으로, 안저 나이 예측 장치(100)는 학습 DB(200)로부터 복수의 학습 안저 사진(1), 복수의 학습 안축장 길이(2) 및 복수의 학습 연령 정보(3)를 수신할 수 있다.
- [0060] 또한, 안저 나이 예측 장치(100)는 후술하는 학습 모델 구현시 과적합을 방지하기 위해, 수신된 복수의 학습 안저 사진(1)과 이에 대응하는 복수의 학습 안축장 길이(2) 및 복수의 학습 연령 정보(3)의 데이터 분포를 조정할 수 있다. 달리 말해, 안저 나이 예측 장치(100)는 수신된 복수의 학습 안저 사진(1) 및 대응 정보들 중 일부 데이터를 소정의 기준으로 선별하고, 선별된 데이터들이 학습에 활용되도록 할 수 있다.
- [0061] 예를 들어, 안저 나이 예측 장치(100)는 피촬영자의 나이(연령)를 기준으로 복수의 학습 안저 사진(1)과 대응 정보를 정렬하거나 복수의 학습 안축장 길이(2)를 기준으로 복수의 학습 안저 사진(1)과 대응 정보를 정렬하여 예측 대상 안저 사진(4)의 사전 예측 수치와 소정 수준 이상 유사한 범위에 속하는 학습 데이터의 그룹을 선택하여 학습을 진행하도록 동작할 수 있다.
- [0062] 안저 나이 예측 장치(100)는 복수의 학습 안저 사진(1), 복수의 학습 안축장 길이(2) 및 복수의 학습 연령 정보(3)를 심층 신경망의 학습 데이터로 이용하여 안저 사진의 피촬영자에 대한 안저 나이를 예측하는 학습 모델을 생성할 수 있다. 학습 모델 생성 방법은 이하 도 2 내지 4에서 구체적으로 설명하도록 한다.
- [0063] 또한, 안저 나이 예측 장치(100)는 예측 대상 안저 사진(2)을 수신할 수 있다. 본원의 일 실시예에 따르면, 안

저 나이 예측 장치(100)는 안저 사진 촬영 장치(30)로부터 예측 대상 안저 사진(2)을 수신하는 것일 수 있으나, 이에만 한정되는 것은 아니다. 다른 예로, 안저 나이 예측 장치(100)는 어플리케이션 형태로 사용자 단말(31)에 탑재(설치)되는 것일 수 있으며, 이 때, 안저 나이 예측 장치(100)는 엡지 디바이스인 사용자 단말(31) 내에서 자체적인 Edge Learning을 통해 본원에서 개시하는 학습 모델을 보유하고, 사용자 단말(31)을 통해 촬영된 예측 대상 안저 사진(2)을 네트워크를 통해 별도의 서버나 연산 장치로 송신받지 않더라도 사용자 단말(31) 내에서 자체적으로 안저 나이에 대한 예측값을 출력하도록 동작할 수 있다.

[0064] 안저 나이 예측 장치(100)는 생성한 학습 모델을 이용하여 예측 대상 안저 사진(4)의 피촬영자의 안저 나이를 예측할 수 있다. 예컨대, 안저 나이 예측 장치(100)는 수신한 예측 대상 안저 영상(4)을 이용하여 안축장 길이를 예측하고, 예측 대상 안저 영상(4) 및 예측된 안축장 길이를 이용하여 안저 나이를 예측할 수 있다. 이렇듯 심층 신경망을 이용하여 예측한 안축장 길이를 사용하는 경우, 고가의 안축장 측정 장비 없이도 안축장 길이를 예측하여 안저 나이 측정에 이용할 수 있어 의료산업 인프라가 낙후된 개발도상국에서도 안축장 길이 또는 안저 나이를 간편하면서도 신뢰성 있게 획득할 수 있도록 지원할 수 있다.

[0065] 또한, 안저 나이 예측 장치(100)는 안축장 길이 측정 장치를 통해 측정된 피촬영자의 안축장 길이를 획득할 수 있다. 안저 나이 예측 장치(100)는 수신한 예측 대상 안저 사진(4)과 측정된 안축장 길이를 이용하여 피촬영자의 안저 나이를 예측할 수 있다. 이렇듯, 예측 대상 안저 사진(4)의 피촬영자의 측정된 안축장 길이가 확보되는 경우에는 안저 나이의 예측 결과가 보다 정확해 질 수 있다.

[0066] 본원의 실시예에 관한 설명에서, 안저 나이(fundus age)는 안저 사진을 통해 예측되는 피촬영자의 연령을 의미할 수 있다. 이는 안저 사진으로부터 파악되는 피촬영자의 안구 건강 상태, 안저 혈관 상태 등을 종합하여 반영한 수치로, 후술하는 바와 같이 피촬영자의 실제 나이(연령)와 예측된 안저 나이(fundus age)와의 상호 비교를 통해 피촬영자의 건강 상태를 평가하거나 피촬영자의 질환 유무를 진단(판단)하는데 활용될 수 있다.

[0067] 구체적으로 예시하면, 안저 나이 예측 장치(100)가 수신한 예측 대상 안저 사진(4)을 기초로 예측한 피촬영자의 안저 나이(fundus age)가 해당 피촬영자의 실제 나이(연령)보다 낮게 도출된 경우, 해당 피촬영자의 안구 건강 상태 또는 전신 혈관 상태가 양호한 것으로 판단되나, 이와 달리 예측된 안저 나이(fundus age)가 해당 피촬영자의 실제 나이(연령)보다 높게 도출된 경우, 해당 피촬영자의 안구 건강 상태 또는 전신 혈관 상태가 비정상적인 것으로 추론될 수 있다.

[0068] 안저 나이 예측 장치(100)는 안저 나이 예측에 활용된 근거 영역을 예측 대상 안저 사진(4) 내에서 도출할 수 있다. 근거 영역을 도출하는 방법은 이하 도 5 및 도 6의 설명에서 구체적으로 기술하도록 한다.

[0069] 또한, 안저 나이 예측 장치(100)는 도출된 근거 영역을 강조하여 표시한 근거 영상을 출력(표시)할 수 있다. 예를 들어, 안저 나이 예측 장치(100)는 도출된 근거 영역의 색상, 명암, 선명도 등이 예측 대상 안저 사진(4)의 다른 영역과 대비되도록 하여 출력 결과를 육안으로 확인하는 대상자(의료진 등)가 근거 영역을 직관적으로 인식할 수 있도록 할 수 있다. 근거 영상의 예시는 이하 도 7에서 설명하도록 한다.

[0070] 안저 나이 예측 장치(100)는 예측된 안저 나이에 대한 피드백으로서 의료진이 판단한 수정 안저 나이를 수신할 수 있다. 만약 의료진이 판단한 수정 안저 나이와 학습 모델에서 예측된 안저 나이가 상이하면, 수정 안저 나이 근방의 데이터를 추가하여 기존의 학습 모델을 업데이트할 수 있다. 이로써 임상시 예측 값의 정확도를 높일 수 있다. 또한, 학습 모델 구조의 확장과 변형이 필요한 경우, 임상시 예측값의 정확도를 높이는 선에서 확장과 변형이 가능할 수 있다.

[0071] 도 2는 본원의 일 실시예에 따른 심층 신경망 기반의 학습 모델을 설명하기 위한 개념도이다.

[0072] 도 2를 참조하면, 본 발명의 일 실시예에 따른 학습 모델은 하나 이상의 심층 신경망(210, 220)을 포함할 수 있다. 본 발명에서의 심층 신경망은 여러개의 데이터와 각각에 해당하는 라벨을 통하여 학습할 수 있는 다중 레이어로 된 네트워크를 뜻할 수 있으며, 각각의 심층 신경망은 크게 입력 층(input layer), 특징 추출 모듈(feature extraction module), 및 예측 모듈(prediction module) 총 세 부분으로 나눌 수 있다. 입력 층의 노드 수는 안저 사진의 차원과 같으며 안저 사진은 원본 사진 혹은 심층 신경망의 원활한 학습을 위해 전처리된 안저 사진을 포괄한다. 출력 층의 노드 수는 예측하고자 하는 안저 나이의 차원이며, 안저 나이는 스칼라 값이므로 하나이다. 특징 추출 모듈은 입력된 사진의 국지적 영역의 특정 패턴과의 상관관계를 계산하는 층인 컨볼루션 레이어(convolution layer), 혹은 영상의 모든 영역에서 특정 패턴과의 상관관계를 계산하는 완전연결 레이어(fully connected layer)로 이루어질 수 있다. 컨볼루션 레이어는 필터수에 의해 한 레이어의 깊이 차원이 결정되며, 특정 패턴과의 상관관계를 계산하는 범위인 커널(kernel)의 크기에 의해 높이와 너비 차원이 결정될

수 있다. 또한 완전연결 레이어는 이 전 층의 모든 노드와 다음 층의 모든 노드들이 가중치와 함께 연결된 형태의 층을 의미할 수 있다.

[0073] 이와 같이 특징 추출 모듈은 다수의 컨볼루션 레이어들, 다수의 완전연결 레이어들로 또는 이들의 혼합으로 구성될 수 있으며, 직렬 혹은 병렬로 연결로 연결이 가능하다. 특히 컨볼루션 레이어는 입력값이 레이어를 통과하기 전과 통과한 후의 값을 더하는 형태로도 응용이 가능할 수 있다. 이렇게 여러 층으로 구성된 컨볼루션층은 층의 수에 따라 추상화의 수준이 결정되고, 각 층의 차원이 증가할수록 세부적인 특징을 추출할 수 있게된다. 또한 각 층들 사이에 필요한 값만 추출하는 pooling과 비선형필터, 선형필터 혹은 부분선형 필터들을 적용하여 전 단계에서 발생하는 불필요한 정보들이나 노이즈에 영향을 덜 받을 수 있다. 이와같은 특징 벡터는, 차례로 연결된 다수의 완전연결 레이어로 구성된 예측 모듈을 통과하여 분류값 혹은 예측값을 나타낼 수 있다.

[0074] 도 2에 도시된 본 발명의 일 실시예에 따른 학습 모델은 안저 나이 예측에 중요한 변수가 될 수 있는 안축장 길이 역시 안저 사진으로부터 예측하여 이 값을 안저 나이의 예측에 활용하는 예이다. 안축장 길이를 예측하는 제1 심층 신경망(210)은 도 2의 안저 나이를 예측하는 제2 심층 신경망(220)과 동일한 구조인, 입력 층, 특징 추출 모듈, 예측 모듈로 구성될 수 있다. 이 심층 신경망의 입력 노드의 수는 안저 사진의 차원수와 동일하며, 안축장 길이가 스칼라이므로 출력 노드의 수는 한 개가 된다. 이를 통해 예측된 안축장 길이는 안저 사진과 함께 안저 나이를 예측하는 제2 심층 신경망(220)에 입력될 수 있다. 제2 심층 신경망(220) 역시 입력 층, 특징 추출 모듈, 예측 모듈로 구성되어 있고, 입력층 노드 수는 안축장 길이의 차원과 안저 사진의 차원의 합이 되며 출력 노드의 수는 안저 나이값을 출력해야 하므로 한 개가 된다. 이 구조를 활용하면 안축장 길이를 측정하는 의료장비 없이도 안축장 길이를 부가적으로 예측 가능하며, 안저 나이를 예측하는데 도움을 줄 수 있다.

[0075] 도 3은 본원의 다른 실시예에 따른 심층 신경망 기반의 학습 모델을 설명하기 위한 개념도이다.

[0076] 도 3을 참조하면, 본원의 다른 실시예에 따른 학습 모델은 도 2에 도시된 학습 모델과 같이 두 개의 심층 신경망으로 이루어져 있으며, 안축장 길이를 예측하는 제1 심층 신경망(310)과, 예측된 안축장 길이와 안저 사진을 통해 안저 나이를 추출하는 제2 심층 신경망(320)으로 이루어져 있다. 이 때, 도 2와 다른 점은, 제1 심층 신경망(310)에서 예측된 안축장 길이가 제2 심층 신경망(320)의 입력값으로 들어가지 않고 특징 추출 모듈에 입력된다는 점이다. 즉, 특징 추출 모듈은 안저 사진으로부터 특징을 추출하고, 이 추출된 특징벡터와 안축장 길이가 합쳐진(concatenated) 벡터를 새로운 특징벡터로 이용함을 뜻할 수 있다. 다수의 레이어로 이루어진 특징 추출 모듈은 어떤 위치에건 안축장 예측값의 삽입이 가능한 형태를 포괄할 수 있고, 특징 추출 모듈에서 최종적으로 추출된 특징벡터는 예측 모듈에 입력되어 안저 나이를 예측할 수 있다. 이 구조를 활용하면 안축장을 측정하는 의료장비 없이도 안축장 길이를 예측 가능하며, 안저 나이를 예측하는데 도움을 줄 수 있다.

[0077] 도 4는 본원의 또 다른 실시예에 따른 심층 신경망 기반의 학습 모델을 설명하기 위한 개념도이다.

[0078] 도 4를 참조하면, 도 4에 도시된 본원의 또 다른 실시예에 따른 학습 모델은 도 2, 및 3에 도시된 학습 모델과 다르게 직접 측정된 안축장 길이를 안저 사진과 함께 입력하는 심층 신경망의 예시이다. 이 안축장 길이는 전문 측정 기기를 통해 실제 정밀하게 측정된 데이터를 의미하며 안저 사진과 함께 안저 나이를 예측하는데 활용될 수 있다. 이때 사용된 심층 신경망 역시 입력 층, 특징 추출 모듈, 예측 모듈로 구성되어 있으며, 입력 노드의 수는 안저 사진의 차원수와 안축장 길이의 차원수의 합이고 출력 노드의 수는 역시 한 개다. 이 구조를 활용하려면 안축장길이를 측정할 수 있는 의료장비가 반드시 있어야 한다.

[0079] 상술한 도 2 내지 도 4의 심층 신경망에 사용되는 데이터셋(dataset)은 optic disc, retinal vein, retinal artery, macular region 등과 같은 안저상 해부학적 지표들이 가급적 선명하게 모두 포함되어 있는 안저 사진(fundus image)이어야 하며, 각각의 이미지에 대응되는 환자의 연령 정보(age)를 수집해야 한다. 또한 각 이미지에 대응되는 안축장 길이(axial length)를 수집하면, 이는 안저 나이 예측을 위한 보조 정보로 활용될 수 있다. 이 안축장 길이와 연령 정보는 심층 신경망 학습시에 입력값(input)으로써 혹은 라벨(label)로서 이용될 수 있다. 데이터 짝들은 연령 정보에 따른 분포가 균등하면 균등할수록(uniform) 좋으며, 많으면 많을수록 좋다.

[0080] 심층 신경망의 학습시에 사용되는 변수 업데이트 방법은 1차미분을 이용하는 gradient descent를 기본으로 이용할 수 있으며, stochastic gradient descent, momentum, adam과 같이 이를 응용한 다양한 방법을 포괄할 수 있으나 이에 제한되지 않는다. 또한 학습시 심층 신경망의 예측 성능을 높이기 위해 학습 데이터 분포를 조절할 수 있다. 예컨대, 만일 특정 구간에서의 예측 오류가 크다면 그 부분의 데이터를 더 획득하든지, 데이터의 분포를 전체적으로 고르게 하여 오류 편차가 줄일 수 있다.

[0081] 도 5는 본원의 일 실시예에 따른 근거 영역을 구하는 방법을 설명하기 위한 도면이다. 본 발명에서 근거 영역

은 예측 대상 안저 사진에서 안저 나이의 예측에 활용된 근거 영역을 의미한다.

[0082] 도 5에 도시된 근거 영역 산출 방법은 임의의 노드값에 대한 예측 결과값의 변화율, 혹은 전 레이어의 노드값에 대한 이후 레이어의 노드값의 변화율을 이용하여 그 노드의 중요도를 측정하는 방법이다.

[0083] 도 5를 참조하면, case1은 임의의 노드가 그 다음 레이어의 노드에 미치는 영향을 1차 미분을 통해 나타낸 것이다. 1+1번째 레이어에서의 임의의 노드($y_{l+1;i,j,k,\dots}$)에 대한 1번째 레이어에서의 임의의 노드($x_{l;i,j,k,\dots}$)의 미분을 $\frac{\partial y_{l+1;i,j,k,\dots}}{\partial x_{l;i,j,k,\dots}}$ 라 하면 더욱 정확한 기여율을 구하기 위하여 미분값의 임의의 가중치 함수 f를 곱할 수 있다. 함수 f는, 1번째 레이어의 노드들(x_l)과 이 노드들에 대한 다음 레이어의 노드들(y_{l+1})의 미분값들($\frac{\partial y_{l+1}}{\partial x_l}$), 그리고 1+1번째 레이어의 바이어스(b_{l+1})에 대한 함수, 즉 $f(x_l, \frac{\partial y_{l+1}}{\partial x_l}, b_{l+1})$ 일 수 있다. 이 함수는 선형함수(linear function) 또는 비선형함수(non-linear function) 또는 부분-선형함수(piecewise-linear function)일 수 있다..

[0084] 도 5의 Case2는 임의의 노드가 그 다음 레이어 전체에 미치는 영향을 나타낸 경우이다. 이 경우, 1+1 번째 레이어에 해당하는 노드들에 대한 Case1의 계산결과를 모두 합산하여, 레이어에 대한 기여값을 구할 수 있다. Case3는 임의의 노드의 1+2 번째 레이어에 대한 기여값을 계산하는 것이다. 해당 노드를 x라고 한다면, 노드 x의 1+1 번째에 대한 기여값을 계산할때, 1+1번째 각각의 노드에 대한 기여값에 그 각각의 노드의 1+2번째 레이어에 해당하는 기여값을 곱하면, 결과적으로 노드x의 1+2번째 레이어에 대한 기여값을 구하게 된다. 따라서 다수의 레이어를 둔 심층신경망의 경우에도 Case3의 계산을 연쇄적으로 한다면, 입력 노드들의 출력값에 대한 기여도를 구할 수 있게된다. 이를 이용한 예시로는, Taylor Series에서 앞에 있는 몇 개의 항들 외에는 전부 0으로 만드는 근사방법인 Taylor Series Approximation를 활용한 방법과, 미분값들에 대한 정규화(normalization)를 활용한 방법이 있을 수 있다. 현재 응용된 기술로써는 첫 번째 방법은 Layerwise Relevance Propagation, guided-backpropagation 등이 있고, 두 번째 방법인 CAM, grad-CAM이 있으나, 이에 제한되지 않는다.

[0085] 도 6은 본원의 일 실시예에 따른 특별한 경우의 근거 영역을 구하는 방법을 설명하기 위한 도면이다. 다시 말해, 도 6에 도시된 근거 영역 산출 방법은 도 5에 도시된 근거 영역 산출방법의 특별한 경우로서, 예측 결과값 혹은 이후 레이어의 노드값에 대한 이전 노드가 명시적으로 기여하는 정도를 계산하는 방법을 나타낸다.

[0086] 도 6을 참조하면, 도 6의 근거 영역 산출 방법은 1번째 레이어의 노드들(x_l)에 대한 다음 레이어의 노드들(y_{l+1})의 미분값들($\frac{\partial y_{l+1}}{\partial x_l}$)을 1+1번째 레이어의 가중치(w_{l+1})로 둔 특정한 형태일 수 있다.

[0087] 도 5 및 6에서의 계산 방법은 심층 신경망에서 컨볼루션 레이어, 완전 연결 레이어 혹은 어떠한 형태의 레이어에도 적용할 수 있는 방법이며, 임의의 노드 혹은 임의의 층이 출력값에 어떤 영향을 미치는지 수치화할 수 있는 근거를 제공할 수 있다. 이렇게 수치화된 것을 색깔을 통해 나타낸다면 쉽게 그 영향의 정도를 확인할 수 있다. 도 5 및 6에서의 계산 방법 이외에도, 학습된 심층 신경망에서 특징 추출 모듈을 이루고 있는 층의 가중치 벡터와 출력되는 값을 보여줌으로써 예측에 중요한 영향을 미치는 특징 벡터를 가시화 할 수 있다.

[0088] 도 7은 본원의 일 실시예에 따른 안저 사진에서 근거 영역을 강조하여 표시한 근거 영상을 예시적으로 나타낸 도면이다. 다시 말해, 도 7은 산출된 안저 나이 예측값의 근거가 될 수 있는 부분을 추출하고, 안저 나이 예측값과 함께 시각화시키는 과정을 보여준다.

[0089] 도 7을 참조하면, (a)는 예측 대상인 안저 사진의 예시를 나타낸다. (b)는 안저 나이 예측 값의 근거가 될 수 있는 근거 영역을 표시한 예시 이미지를 나타낸다. (c)는 안저 나이의 예측 값과 함께 근거 영역을 시각화시킨 근거 영상의 예시를 나타낸다.

[0090] 본원의 일 실시예에 따르면, 강조 표시되는 근거 영역은 각각의 위치(픽셀)에 대하여 계산된 영향도(기여도) 값이 클수록 근거 영역이 아닌 영역과 대비되는 색상, 명암, 선명도 등의 요소가 크게 변화되도록 출력(표시)될 수 있다. 도 7의 (c)를 참조하면, 근거 영역에 해당하는 부분은 빨간색과 초록색으로 표시되어 근거 영역이 아닌 부분과 시각적으로 구분되는 것을 확인할 수 있다.

[0091] 도 7의 (c)에는 근거 영역에 해당하는 부분이 예측 대상 안저 사진과 겹쳐서 표시되어 있으나, 표시 방법은 이

에 제한되지 않으며, (a), (b), (c) 중 2개 이상의 이미지를 나란히 표시하여 의료진의 진단에 도움을 주거나 예측값의 신뢰성을 확보할 수 있다.

[0092] 도 8은 본원의 일 실시예에 따른 안저 사진 및 안축장 길이를 이용하여 안저 나이를 예측하는 장치의 개략적인 구성도이다.

[0093] 도 8을 참조하면, 안저 나이 예측 장치(100)는, 학습부(110), 추론부(120) 및 시각화부(130)를 포함할 수 있다.

[0094] 학습부(110)는, 복수의 학습 안저 사진과 이에 대응하는 복수의 학습 안축장 길이 및 복수의 학습 연령 정보를 준비하고, 복수의 학습 안저 사진, 복수의 학습 안축장 길이 및 복수의 학습 연령 정보를 이용하여 안저 사진의 피촬영자에 대한 안저 나이를 예측하는 학습 모델을 생성할 수 있다.

[0095] 또한, 학습부(110)는, 본원의 일 실시예에 따른 학습 모델을 생성하기 위해 복수의 학습 안저 사진을 입력값으로 지정하고 복수의 학습 안축장 길이를 라벨로 지정하여 제 1 심층 신경망을 학습시키고, 학습된 제 1 심층 신경망을 이용하여 복수의 학습 안저 사진에 대한 복수의 예측 안축장 길이를 도출하고, 복수의 학습 안저 사진과 복수의 예측 안축장 길이를 입력값으로 지정하고 복수의 학습 연령 정보를 라벨로 지정하여 제 2 심층 신경망을 학습시킬 수 있다.

[0096] 또한, 학습부(110)는, 본원의 다른 실시예에 따른 학습 모델을 생성하기 위해 복수의 학습 안저 사진을 입력값으로 지정하고 복수의 학습 안축장 길이를 라벨로 지정하여 제 1 심층 신경망을 학습시키고, 학습된 제 1 심층 신경망을 이용하여 복수의 학습 안저 사진에 대한 복수의 예측 안축장 길이를 도출하고, 복수의 학습 안저 사진을 입력값으로 지정하고, 복수의 예측 안축장 길이를 제 2 심층 신경망의 특징 추출 모듈의 어느 하나의 레이어에 삽입하고 복수의 학습 연령 정보를 라벨로 지정하여 제 2 심층 신경망을 학습시킬 수 있다.

[0097] 또한, 학습부(110)는 본원의 또 다른 실시예에 따른 학습 모델을 생성하기 위해 복수의 학습 안저 사진과 복수의 학습 안축장 길이를 입력값으로 지정하고 복수의 학습 연령 정보를 라벨로 지정하여 심층 신경망을 학습시킬 수 있다.

[0098] 또한, 학습부(110)는, 예측된 안저 나이에 대한 피드백으로서 의료진이 판단한 수정 안저 나이를 수신하고, 수정 안저 나이와 예측된 안저 나이가 다른 경우, 수정 안저 나이에 대응하거나 수정 안저 나이 근방의 복수의 학습 안저 사진과 복수의 학습 안축장 길이, 복수의 학습 연령 정보를 데이터셋에 추가하여 학습 모델을 업데이트할 수 있다.

[0099] 추론부(120)는, 예측 대상 안저 사진을 수신하고, 학습부(110)에서 생성된 학습 모델을 이용하여 예측 대상 안저 사진의 피촬영자의 안저 나이를 예측할 수 있다.

[0100] 또한, 추론부(120)는 피촬영자의 측정된 안축장 길이를 수신하고, 예측 대상 안저 사진과 측정된 안축장 길이를 학습부(110)에서 생성된 학습 모델의 입력값으로 하여 안저 나이를 예측할 수 있다.

[0101] 시각화부(130)는, 예측 대상 안저 사진에서 안저 나이의 예측에 미친 영향도가 소정 수준 이상인 근거 영역을 도출하고, 예측 대상 안저 사진에서 근거 영역을 강조하여 표시한 근거 영상을 출력할 수 있다.

[0102] 예를 들어, 시각화부(130)는 하기 수학적 식 1을 통해 I번째 레이어의 어느 하나의 노드가 I+1번째 레이어의 어느 하나의 노드에 미치는 영향을 나타내는 기여값을 계산하고, 수학적 식 2를 통해 I번째 레이어의 어느 하나의 노드가 I+1번째 레이어 전체에 미치는 영향을 나타내는 기여값을 계산하며, 수학적 식 3을 통해 1번째 레이어의 어느 하나의 노드가 I+2번째 레이어 전체에 미치는 영향을 나타내는 기여값을 계산한다. 따라서 다수의 복잡한 레이어들로 구성된 심층신경망에는 수학적 식 3을 연쇄적으로 활용하여, 임의의 노드 하나가 해당 신경망의 출력노드에 기여하는 값을 계산하여 예측에 활용되는 근거 영역을 도출할 수 있다.

[0103] [수학적 식 1]

$$C_{l;i'j',k' \dots \rightarrow l+1;i,j,k \dots} = f\left(x_l, \frac{\partial y_{l+1}}{\partial x_l}, b_{l+1}\right) \frac{\partial y_{l+1;i,j,k \dots}}{\partial x_{l;i'j',k' \dots}}$$

[0104] where $x_{l;i'j',k' \dots}$ is a node in lth layer, $y_{l+1;i,j,k \dots}$ is a node in l+1th layer,

and $f\left(x_l, \frac{\partial y_{l+1}}{\partial x_l}, b_{l+1}\right)$ is any function including linear, non-linear, and piecewise linear

of nodes in lth layer, derivatives of nodes in l+1th layer with respect to nodes in lth layer, and bias of l+1th layer

[0105]

[0106] [수학식 2]

$$C_{l;i',j',k',\dots \rightarrow l+1} = \sum_{i,j,k,\dots} f\left(x_l, \frac{\partial y_{l+1}}{\partial x_l}, b_{l+1}\right) \frac{\partial y_{l+1;i,j,k,\dots}}{\partial x_{l;i',j',k',\dots}}$$

[0107]

where $x_{l;i',j',k',\dots}$ is a node in l th layer, $y_{l+1;i,j,k,\dots}$ is a node in $l+1$ th layer,
and $f\left(x_l, \frac{\partial y_{l+1}}{\partial x_l}, b_{l+1}\right)$ is any function including linear, non-linear, and piecewise linear
of nodes in l 'th layer, derivatives of nodes in $l+1$ th layer with respect to nodes in l 'th layer,
and bias of $l+1$ th layer

[0108]

[0109] [수학식 3]

$$C_{l;i',j',k',\dots \rightarrow l+2} = \sum_{i,j,k,\dots} f\left(x_l, \frac{\partial y_{l+1}}{\partial x_l}, b_{l+1}\right) \frac{\partial y_{l+1;i,j,k,\dots}}{\partial x_{l;i',j',k',\dots}} C_{l+1;i,j,k,\dots \rightarrow l+2}$$

[0110]

where $x_{l;i',j',k',\dots}$ is a node in l th layer, $y_{l+1;i,j,k,\dots}$ is a node in $l+1$ th layer,
and $f\left(x_l, \frac{\partial y_{l+1}}{\partial x_l}, b_{l+1}\right)$ is any function including linear, non-linear, and piecewise linear
of nodes in l 'th layer, derivatives of nodes in $l+1$ th layer with respect to nodes in l 'th layer,
and bias of $l+1$ th layer

[0111]

[0112] 본원의 일 실시예에 따르면, 시각화부(130)는 도출된 근거 영역을 나타내는 근거 영상(예를 들면, 도 7의 (c)를 통해 이해될 수 있는 Saliency map, CAM(Class activation map), Grad-CAM(gradient-class activation map 등)을 원본 예측 대상 안저 사진(예를 들면, 도 7의 (a))과 구분되도록 함께 표시(예를 들면, 수평 또는 수직으로 나란하게 배치하여 표시)하거나 원본 예측 대상 안저 사진에 근거 영역을 나타내는 화상을 오버레이하여 표시할 수 있으나, 이에만 한정되는 것은 아니다. 다른 예로, 시각화부(130)는 원본 예측 대상 안저 사진을 그대로 표시하는 모드와 근거 영역이 강조 표시되도록 출력되는 모드를 가변적으로 제공하되, 안저 나이 예측 장치(100)에 인가된 사용자 입력에 따라 각각의 모드를 전환하도록 동작할 수 있다.

[0113] 이하에서는 상기에 자세히 설명된 내용을 기반으로, 본원의 동작 흐름을 간단히 살펴보기로 한다.

[0114] 도 9는 본원의 일 실시예에 따른 안저 사진 및 안축장 길이를 이용하여 안저 나이를 예측하는 방법에 대한 동작 흐름도이다.

[0115] 도 9에 도시된 안저 사진을 기초로 생체 계측치를 예측하는 방법은 앞서 설명된 안저 나이 예측 장치(100)에 의하여 수행될 수 있다. 따라서, 이하 생략된 내용이라고 하더라도 안저 나이 예측 장치(100)에 대하여 설명된 내용은 안저 사진과 안축장 길이를 이용하여 안저 나이를 예측하는 방법에 대한 설명에도 동일하게 적용될 수 있다.

[0116] 도 9을 참조하면, 안저 나이 예측 장치(100)는 단계 S910에서 복수의 학습 안저 사진과 이에 대응하는 복수의 학습 안축장 길이 및 복수의 학습 연령 정보를 준비할 수 있다.

[0117] 다음으로, 단계 S920에서 복수의 학습 안저 사진, 복수의 학습 안축장 길이 및 복수의 학습 연령 정보를 이용하여 안저 사진의 피촬영자에 대한 안저 나이를 예측하는 학습 모델을 생성할 수 있다.

[0118] 다음으로, 단계 S930에서 예측 대상 안저 사진을 수신할 수 있다.

[0119] 다음으로, 단계 S940에서 생성된 학습 모델을 이용하여 예측 대상 안저 사진의 피촬영자의 안저 나이를 예측할 수 있다.

[0120] 상술한 설명에서, 단계 S910 내지 S940은 본원의 구현예에 따라서, 추가적인 단계들로 더 분할되거나, 더 적은 단계들로 조합될 수 있다. 또한, 일부 단계는 필요에 따라 생략될 수도 있고, 단계 간의 순서가 변경될 수도 있다.

[0121] 도 10은 본원의 일 실시예에 따른 안저 나이를 예측하는 학습 모델을 생성하는 방법에 대한 동작 흐름도이다.

[0122] 도 10을 참조하면, 단계 S1010에서 복수의 학습 안저 사진을 입력값으로 지정하고 복수의 학습 안축장 길이를 라벨로 지정하여 제 1 심층 신경망을 학습시킬 수 있다.

[0123] 다음으로, 단계 S1020에서 학습된 제 1 심층 신경망을 이용하여 복수의 학습 안저 사진에 대한 복수의 예측 안축장 길이를 도출할 수 있다.

- [0124] 다음으로, 단계 S1030에서 복수의 학습 안저 사진과 복수의 예측 안축장 길이를 입력값으로 지정하고 복수의 학습 연령 정보를 라벨로 지정하여 제 2 심층 신경망을 학습시킬 수 있다.
- [0125] 도 11은 본원의 다른 실시예에 따른 안저 나이를 예측하는 학습 모델을 생성하는 방법에 대한 동작 흐름도이다.
- [0126] 도 11을 참조하면, 단계 S1110에서 복수의 학습 안저 사진을 입력값으로 지정하고 복수의 학습 안축장 길이를 라벨로 지정하여 제 1 심층 신경망을 학습시킬 수 있다.
- [0127] 다음으로, 단계 S1120에서 학습된 제 1 심층 신경망을 이용하여 복수의 학습 안저 사진에 대한 복수의 예측 안축장 길이를 도출할 수 있다.
- [0128] 다음으로, 단계 S1130에서 복수의 학습 안저 사진을 입력값으로 지정하고 복수의 예측 안축장 길이를 제 2 심층 신경망의 특징 추출 모듈의 어느 하나의 레이어에 삽입하고 복수의 학습 연령 정보를 라벨로 지정하여 제 2 심층 신경망을 학습시킬 수 있다.
- [0129] 도 12는 본원의 또 다른 실시예에 따른 안저 나이를 예측하는 학습 모델을 생성하는 방법에 대한 동작 흐름도이다.
- [0130] 도 12를 참조하면, 단계 S1210에서 복수의 학습 안저 사진과 복수의 학습 안축장 길이를 입력값으로 지정하고, 복수의 학습 연령 정보를 라벨로 지정하여 심층 신경망을 학습시킬 수 있다.
- [0131] 도 13은 본원의 일 실시예 또는 다른 실시예에 따른 안저 나이 예측에 활용된 근거 영역을 가시화하는 방법에 대한 동작 흐름도이다.
- [0132] 단계 S1310에서 예측 대상 안저 사진에서 안축장 길이의 예측에 활용된 제1근거 영역을 도출할 수 있다.
- [0133] 다음으로, 단계 S1320에서 예측 대상 안저 사진에서 안저 나이의 예측에 활용된 제2 근거 영역을 도출할 수 있다.
- [0134] 다음으로, 단계 S1330에서 예측 대상 안저 사진에서 제1 및 제2 근거 영역을 강조하여 표시한 근거 영상을 출력할 수 있다.
- [0135] 도 14는 본원의 또 다른 실시예에 따른 안저 나이 예측에 활용된 근거 영역을 가시화하는 방법에 대한 동작 흐름도이다.
- [0136] 도 14를 참조하면, 단계 S1410에서 예측 대상 안저 사진에서 안저 나이의 예측에 활용된 근거 영역을 도출할 수 있다.
- [0137] 다음으로, 단계 S1420에서 예측 대상 안저 사진에서 근거 영역을 강조하여 표시한 근거 영상을 출력할 수 있다.
- [0138] 본원의 일 실시예에 따른 안저 사진 및 안축장 길이를 이용하여 안저 나이를 예측하는 방법은 다양한 컴퓨터 수단을 통하여 수행될 수 있는 프로그램 명령 형태로 구현되어 컴퓨터 판독 가능 매체에 기록될 수 있다. 상기 컴퓨터 판독 가능 매체는 프로그램 명령, 데이터 파일, 데이터 구조 등을 단독으로 또는 조합하여 포함할 수 있다. 상기 매체에 기록되는 프로그램 명령은 본 발명을 위하여 특별히 설계되고 구성된 것들이거나 컴퓨터 소프트웨어 당업자에게 공지되어 사용 가능한 것일 수도 있다. 컴퓨터 판독 가능 기록 매체의 예에는 하드 디스크, 플로피 디스크 및 자기 테이프와 같은 자기 매체(magnetic media), CD-ROM, DVD와 같은 광기록 매체(optical media), 플롭티컬 디스크(floptical disk)와 같은 자기-광 매체(magneto-optical media), 및 롬(ROM), 램(RAM), 플래시 메모리 등과 같은 프로그램 명령을 저장하고 수행하도록 특별히 구성된 하드웨어 장치가 포함된다. 프로그램 명령의 예에는 컴파일러에 의해 만들어지는 것과 같은 기계어 코드뿐만 아니라 인터프리터 등을 사용해서 컴퓨터에 의해서 실행될 수 있는 고급 언어 코드를 포함한다. 상기된 하드웨어 장치는 본 발명의 동작을 수행하기 위해 하나 이상의 소프트웨어 모듈로서 작동하도록 구성될 수 있으며, 그 역도 마찬가지이다.
- [0139] 또한, 전술한 안저 사진 및 안축장 길이를 이용하여 안저 나이를 예측하는 방법은 기록 매체에 저장되는 컴퓨터에 의해 실행되는 컴퓨터 프로그램 또는 애플리케이션의 형태로도 구현될 수 있다.
- [0140] 전술한 본원의 설명은 예시를 위한 것이며, 본원이 속하는 기술분야의 통상의 지식을 가진 자는 본원의 기술적 사상이나 필수적인 특징을 변경하지 않고서 다른 구체적인 형태로 쉽게 변형이 가능하다는 것을 이해할 수 있을 것이다. 그러므로 이상에서 기술한 실시예들은 모든 면에서 예시적인 것이며 한정적이 아닌 것으로 이해해야만 한다. 예를 들어, 단일형으로 설명되어 있는 각 구성 요소는 분산되어 실시될 수도 있으며, 마찬가지로 분산된 것으로 설명되어 있는 구성 요소들도 결합된 형태로 실시될 수 있다.

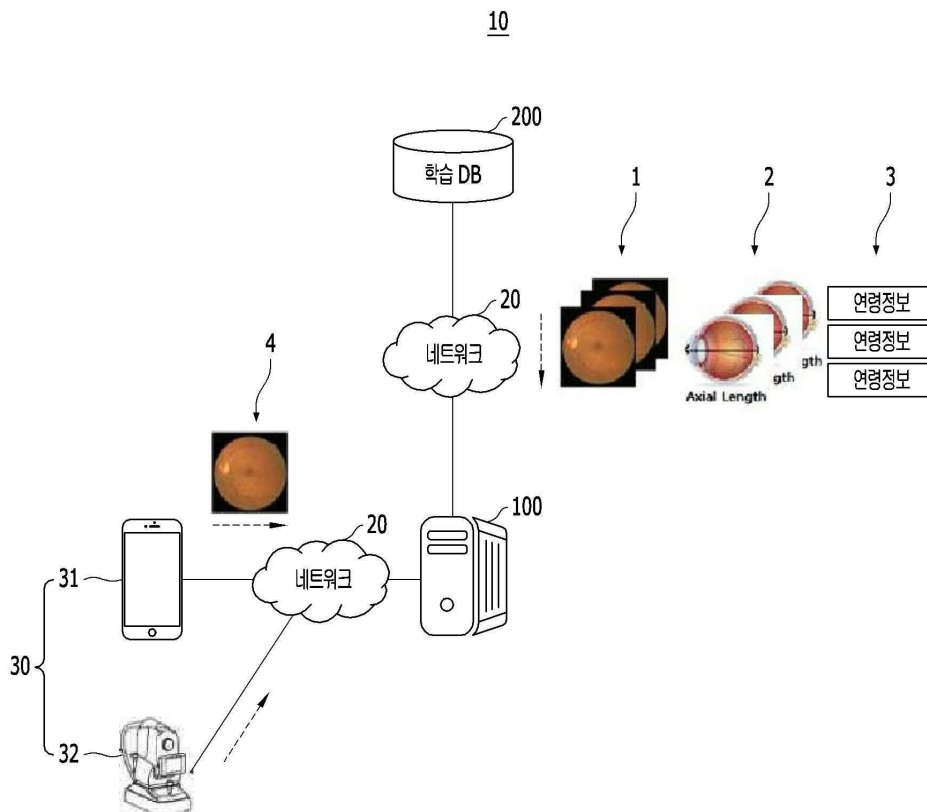
[0141] 본원의 범위는 상기 상세한 설명보다는 후술하는 특허청구범위에 의하여 나타내어지며, 특허청구범위의 의미 및 범위 그리고 그 균등 개념으로부터 도출되는 모든 변경 또는 변형된 형태가 본원의 범위에 포함되는 것으로 해석되어야 한다.

부호의 설명

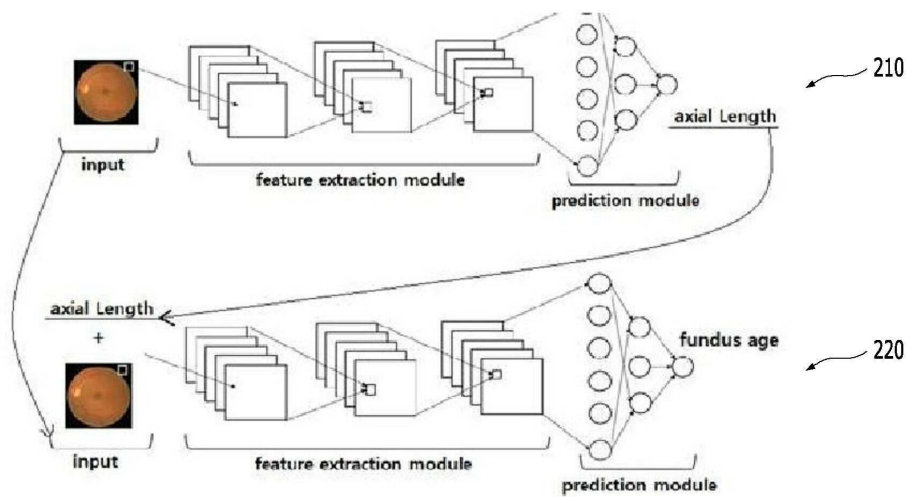
[0142] 10: 안저 나이 예측 시스템
 100: 안저 나이 예측 장치
 110: 학습부
 120: 추론부
 130: 시각화부
 20: 네트워크
 30: 안저 사진 촬영 장치
 200: 학습 DB
 1: 학습 안저 사진
 2: 학습 안축장 길이
 3: 학습 연령 정보
 4: 예측 대상 안저 사진

도면

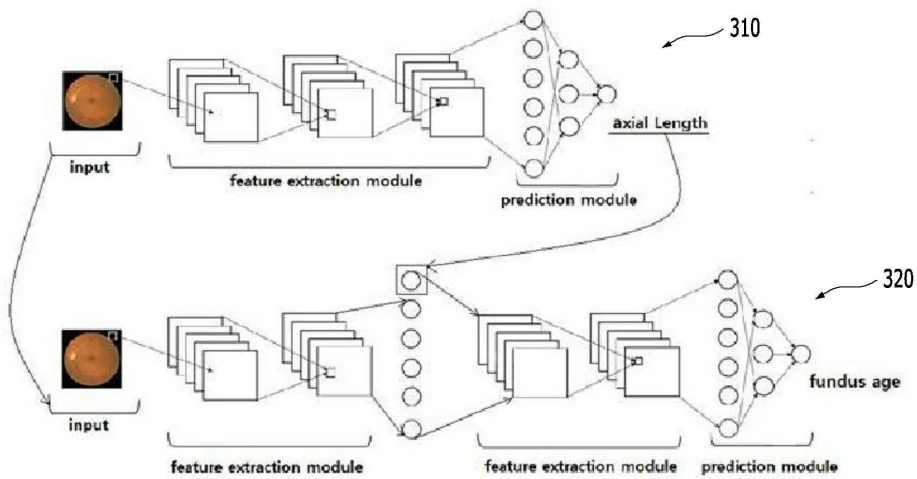
도면1



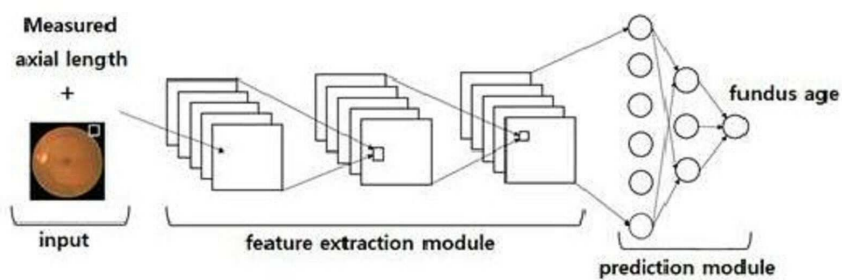
도면2



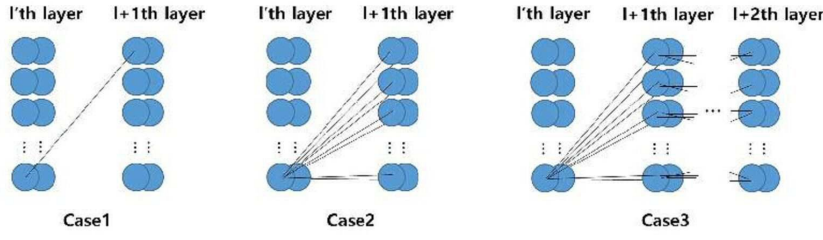
도면3



도면4



도면5



Case1 : degree of contribution of a node $x_{l,i',j',k',...}$ on a node $y_{l+1,i,j,k,...}$: $C_{l,i',j',k',... \rightarrow l+1,i,j,k,...} = f\left(x_{l,i',j',k',...}, b_{l+1}\right) \frac{\partial y_{l+1,i,j,k,...}}{\partial x_{l,i',j',k',...}}$

Case2 : degree of contribution of a node $x_{l,i',j',k',...}$ on the next layer y_{l+1} : $C_{l,i',j',k',... \rightarrow l+1} = \sum_{i,j,k,...} f\left(x_{l,i',j',k',...}, b_{l+1}\right) \frac{\partial y_{l+1,i,j,k,...}}{\partial x_{l,i',j',k',...}}$

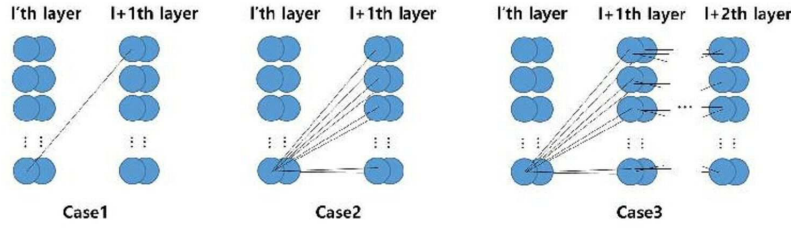
where $x_{l,i',j',k',...}$ is a node in l th layer, $y_{l+1,i,j,k,...}$ is a node in $l+1$ th layer,

and $f\left(x_{l,i',j',k',...}, b_{l+1}\right)$ is any function including linear, non-linear, and piecewise linear

of nodes in l 'th layer, derivatives of nodes in $l+1$ th layer with respect to nodes in l 'th layer, and bias of $l+1$ th layer

Case3 : degree of contribution of a node $x_{l,i',j',k',...}$ on the layer y_{l+2} : $C_{l,i',j',k',... \rightarrow l+2} = \sum_{i,j,k,...} f\left(x_{l,i',j',k',...}, b_{l+1}\right) \frac{\partial y_{l+1,i,j,k,...}}{\partial x_{l,i',j',k',...}} C_{l+1,i,j,k,... \rightarrow l+2}$

도면6



Case1 : degree of contribution of a node $x_{l,i',j',k',...}$ on a $y_{l+1,i,j,k,...}$: $C_{l,i',j',k',... \rightarrow l+1,i,j,k,...} = f(x_{l,i',j',k',...}, w_{l+1}, b_{l+1}) w_{l+1,i,j,k,...}$

Case2 : degree of contribution of a node $x_{l,i',j',k',...}$ on the next layer y_{l+1} : $C_{l,i',j',k',... \rightarrow l+1} = \sum_{i,j,k,...} f(x_{l,i',j',k',...}, w_{l+1}, b_{l+1}) w_{l+1,i,j,k,...}$

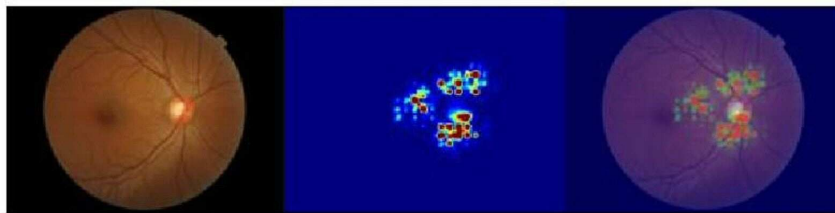
where $x_{l,i',j',k',...}$ is a node in l th layer, $y_{l+1,i,j,k,...}$ is a node in $l+1$ th layer,

and $f(x_{l,i',j',k',...}, w_{l+1}, b_{l+1})$ is any function including linear, non-linear, and piecewise linear

of nodes in l 'th layer, derivatives of nodes in $l+1$ th layer with respect to nodes in l 'th layer, and bias of $l+1$ th layer

Case3 : degree of contribution of a node $x_{l,i',j',k',...}$ on the layer y_{l+2} : $C_{l,i',j',k',... \rightarrow l+2} = \sum_{i,j,k,...} f(x_{l,i',j',k',...}, w_{l+1}, b_{l+1}) w_{l+1,i,j,k,...} C_{l+1,i,j,k,... \rightarrow l+2}$

도면7



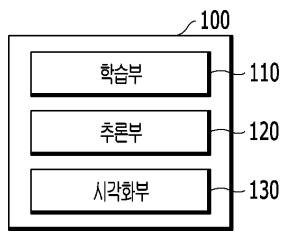
Prediction: 55 year (만저나이)

(a)

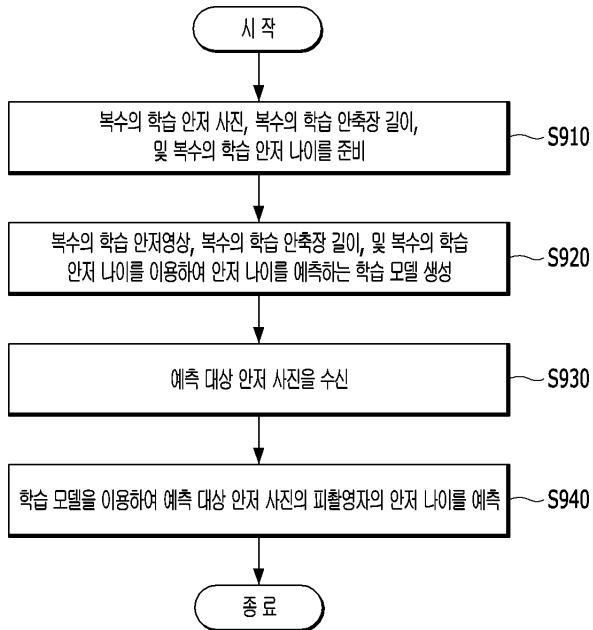
(b)

(c)

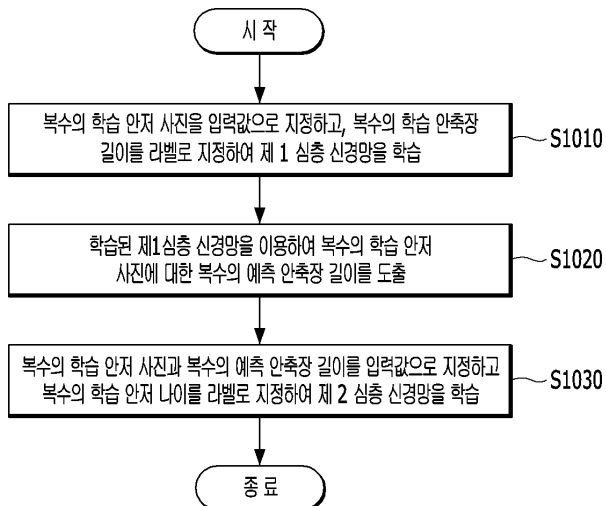
도면8



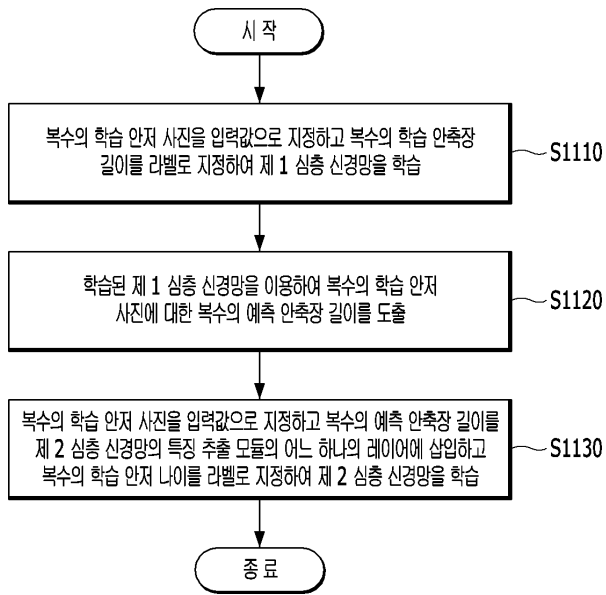
도면9



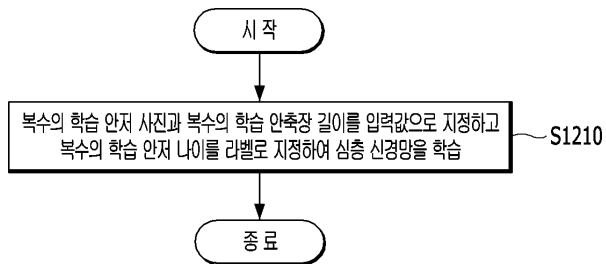
도면10



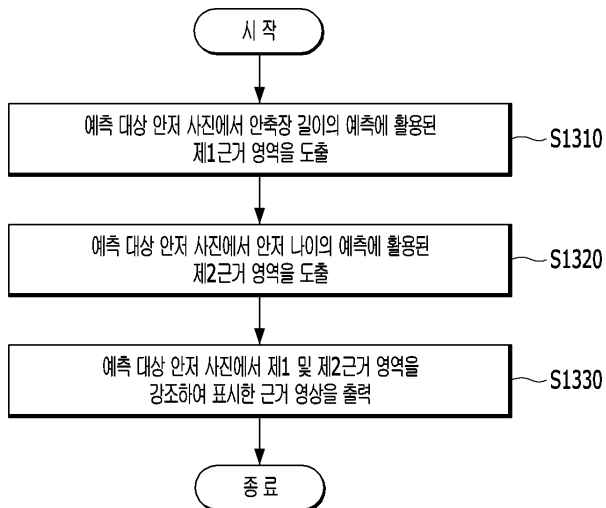
도면11



도면12



도면13



도면14

