(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2023-0057060
(43) 공개일자 2023년04월28일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
*A61B 6/00* (2006.01) *A61B 6/03* (2006.01)
*A61B 6/14* (2006.01) *G06T 7/00* (2017.01)
*G06T 7/11* (2017.01) *G16H 30/40* (2018.01)
*G16H 50/20* (2018.01)
(52) CPC특허분류
*A61B 6/5217* (2020.08)
*A61B 6/032* (2013.01)
(21) 출원번호 10-2021-0141030
(22) 출원일자 2021년10월21일
심사청구일자 2021년10월21일

(71) 출원인
**고려대학교 산학협력단**
서울특별시 성북구 안암로 145, 고려대학교 (안암동5가)
(72) 발명자
**송인석**
서울특별시 성북구 종암로24가길 53, 102동 1007호 (종암동, 종암에스케이아파트)
**조용원**
서울특별시 강동구 고덕로 360, 332동 1504호 (상일동, 고덕아르테온)
(74) 대리인
**특허법인 무한**

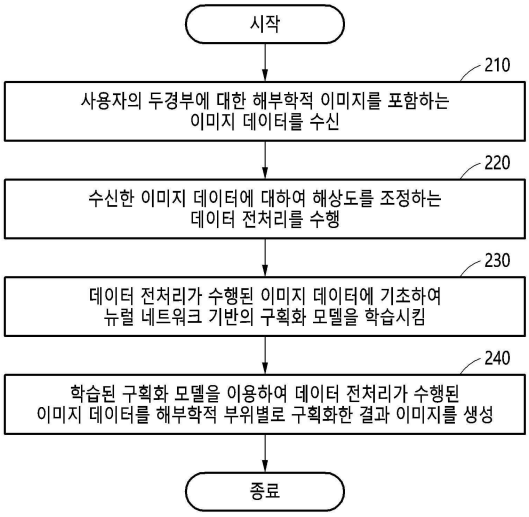
전체 청구항 수 : 총 16 항

(54) 발명의 명칭 **두경부 이미지 구획화 방법 및 장치**

## (57) 요 약

두경부 이미지 구획화 방법 및 장치가 개시된다. 두경부 이미지 구획화 방법은 사용자의 두경부에 대한 해부학적 이미지를 포함하는 이미지 데이터를 수신하는 단계, 수신한 이미지 데이터에 대하여 해상도를 조정하는 데이터 전처리를 수행하는 단계, 데이터 전처리가 수행된 이미지 데이터에 기초하여 뉴럴 네트워크 기반의 구획화 모델을 학습시키는 단계 및 학습된 구획화 모델을 이용하여 데이터 전처리가 수행된 이미지 데이터를 해부학적 부위별로 구획화한 결과 이미지를 생성하는 단계를 포함하고, 구획화 모델은, 인코더 네트워크, 디코더 네트워크 및 인코더 네트워크와 디코더 네트워크 사이에 배치된 어텐션 기반 정규화 레이어를 포함하고, 결과 이미지는, 치아 병변 및 치아 주변 신경에 대한 식별 정보를 포함할 수 있다.

*대 표 도* - 도2



(52) CPC특허분류
***A61B 6/14*** (2013.01)
***G06T 7/0012*** (2013.01)
***G06T 7/11*** (2017.01)
***G16H 30/40*** (2018.01)
***G16H 50/20*** (2018.01)
*G06T 2207/10081* (2013.01)
*G06T 2207/20081* (2013.01)
*G06T 2207/20084* (2013.01)
*G06T 2207/30036* (2013.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

| | |
|---|---|
| 과제고유번호 | 1711139098 |
| 과제번호 | KMDF_PR_20210527_0002-01 |
| 부처명 | 과학기술정보통신부 |
| 과제관리(전문)기관명 | (재단)범부처전주기의료기기연구개발사업단 |
| 연구사업명 | 범부처전주기의료기기연구개발사업(R&D) |
| 연구과제명 | (주관)디지털트윈 및 AI/XR 기술을 활용한 치과 초실감형 진료 교육훈련 시스템 개발 |
| 기 여 율 | 1/1 |
| 과제수행기관명 | 고려대학교 산학협력단 |
| 연구기간 | 2021.04.01 ~ 2021.12.31 |

# 명 세 서

## 청구범위

### 청구항 1

두경부 이미지 구획화 방법에 있어서,

사용자의 두경부에 대한 해부학적 이미지를 포함하는 이미지 데이터를 수신하는 단계;

상기 수신한 이미지 데이터에 대하여 해상도를 조정하는 데이터 전처리를 수행하는 단계;

상기 데이터 전처리가 수행된 이미지 데이터에 기초하여 뉴럴 네트워크 기반의 구획화 모델을 학습시키는 단계; 및

상기 학습된 구획화 모델을 이용하여 상기 데이터 전처리가 수행된 이미지 데이터를 해부학적 부위별로 구획화한 결과 이미지를 생성하는 단계를 포함하고,

상기 구획화 모델은,

인코더 네트워크, 디코더 네트워크 및 상기 인코더 네트워크와 상기 디코더 네트워크 사이에 배치된 어텐션 기반 정규화 레이어(attention based normalization layer)를 포함하고,

상기 결과 이미지는, 치아 병변 및 치아 주변 신경에 대한 식별 정보를 포함하는,

두경부 이미지 구획화 방법.

### 청구항 2

제1항에 있어서,

상기 데이터 전처리를 수행하는 단계는,

상기 이미지 데이터의 해상도를 멀티 스케일 방식으로 리사이징하는 단계;

상기 리사이징된 이미지 데이터를 크롭하여 상기 사용자의 치아 영역을 포함하는 크롭된 이미지 데이터를 생성하는 단계; 및

상기 크롭된 이미지 데이터를 미리 정해진 규칙에 기초한 해상도로 조정하는 단계

를 포함하는,

두경부 이미지 구획화 방법.

### 청구항 3

제1항에 있어서,

상기 학습시키는 단계는,

학습 데이터에 기초하여 능동 학습된 구획화 모델을 상기 사용자의 두경부의 해부학적 이미지를 포함하는 이미지 데이터에 기초하여 전이 학습시키는 단계

를 포함하는,

두경부 이미지 구획화 방법.

### 청구항 4

제3항에 있어서,

상기 능동 학습된 구획화 모델은,

두경부의 해부학적 이미지를 포함하는 데이터 셋에 기초하여 학습되고,

입력된 이미지 데이터를 부위별로 구획화하고,

상기 구획화된 이미지 데이터에 대한 수정 데이터에 기초하여 능동 학습된 것을 특징으로 하는,

두경부 이미지 구획화 방법.

**청구항 5**

제1항에 있어서,

상기 구획화 모델은,

AdaLin(Adaptive Layer-instance normalization) 함수의 가중치가 적용된 콘볼루션 신경망(Convolutional Neural Network; CNN) 모델을 포함하는,

두경부 이미지 구획화 방법.

**청구항 6**

제1항에 있어서,

상기 구획화 모델은,

랜덤 ReLU(Leaky Rectified Linear Unit) 활성화 함수를 포함하는,

두경부 이미지 구획화 방법.

**청구항 7**

제1항에 있어서,

상기 결과 이미지를 생성하는 단계는,

상기 데이터 전처리가 수행된 이미지 데이터를 점, 선 및 면 중 적어도 하나로 표시하여 구획화한 결과 이미지를 생성하는 단계를 포함하는,

두경부 이미지 구획화 방법.

**청구항 8**

제1항에 있어서,

상기 결과 이미지를 생성하는 단계는,

상기 데이터 전처리가 수행된 이미지 데이터를 치아, 턱신경, 하치조신경 및 상악동 중 적어도 하나를 포함하는 부위들로 구획화한 결과 이미지를 생성하는 단계를 포함하는,

두경부 이미지 구획화 방법.

**청구항 9**

두경부 이미지 구획화 장치에 있어서,

사용자의 두경부에 대한 해부학적 이미지를 포함하는 이미지 데이터를 수신하는 통신부;

상기 수신한 이미지 데이터에 대하여 해상도를 조정하는 데이터 전처리를 수행하는 데이터 전처리부;

상기 데이터 전처리가 수행된 이미지 데이터에 기초하여 뉴럴 네트워크 기반의 구획화 모델을 학습시키는 학습부; 및

상기 학습된 구획화 모델을 이용하여 상기 데이터 전처리가 수행된 이미지 데이터를 해부학적 부위별로 구획화한 결과 이미지를 생성하는 결과 이미지 생성부를 포함하고,

상기 구획화 모델은,

인코더 네트워크, 디코더 네트워크 및 상기 인코더 네트워크와 상기 디코더 네트워크 사이에 배치된 어텐션 기

반 정규화 레이어(attention based normalization layer)를 포함하고,

상기 결과 이미지는, 치아 병변 및 치아 주변 신경에 대한 식별 정보를 포함하는,

두경부 이미지 구획화 장치.

**청구항 10**

제9항에 있어서,

상기 데이터 전처리부는,

상기 이미지 데이터의 해상도를 멀티 스케일 방식으로 리사이징하고,

상기 리사이징된 이미지 데이터를 크롭하여 상기 사용자의 치아 영역을 포함하는 크롭된 이미지 데이터를 생성하고,

상기 크롭된 이미지 데이터를 미리 정해진 규칙에 기초한 해상도로 조정하는,

두경부 이미지 구획화 장치.

**청구항 11**

제9항에 있어서,

상기 학습부는,

학습 데이터에 기초하여 능동 학습된 구획화 모델을 상기 사용자의 두경부의 해부학적 이미지를 포함하는 이미지 데이터에 기초하여 전이 학습시키는,

두경부 이미지 구획화 장치.

**청구항 12**

제11항에 있어서,

상기 능동 학습된 구획화 모델은,

두경부의 해부학적 이미지를 포함하는 데이터 셋에 기초하여 학습되고,

입력된 이미지 데이터를 부위별로 구획화하고,

상기 구획화된 이미지 데이터에 대한 수정 데이터에 기초하여 능동 학습된 것을 특징으로 하는,

두경부 이미지 구획화 장치.

**청구항 13**

제9항에 있어서,

상기 구획화 모델은,

AdaLin(Adaptive Layer-instance normalization) 함수의 가중치가 적용된 콘볼루션 신경망(Convolutional Neural Network; CNN) 모델을 포함하는,

두경부 이미지 구획화 장치.

**청구항 14**

제9항에 있어서,

상기 구획화 모델은,

랜덤 ReLU(Leaky Rectified Linear Unit) 활성화 함수를 포함하는,

두경부 이미지 구획화 장치.

**청구항 15**

제9항에 있어서,

상기 결과 이미지 생성부는,

상기 데이터 전처리가 수행된 이미지 데이터를 점, 선 및 면 중 적어도 하나로 표시하여 구획화한 결과 이미지를 생성하는,

두경부 이미지 구획화 장치.

**청구항 16**

제9항에 있어서,

상기 결과 이미지 생성부는,

상기 데이터 전처리가 수행된 이미지 데이터를 치아, 턱신경, 하치조신경 및 상악동 중 적어도 하나를 포함하는 부위들로 구획화한 결과 이미지를 생성하는,

두경부 이미지 구획화 장치.

## *발명의 설명*

### *기 술 분 야*

[0001] 아래 실시예들은 두경부 이미지 구획화 기술에 관한 것이다.

### *배 경 기 술*

[0002] 치과 저선량 CT는 발치, 교정, 임플란트 수술, 턱교정 수술, 재건 수술 등을 진단하거나 치료 계획을 세우는 데에 매우 중요한 역할을 하는 진단 영상이다. 그렇기 때문에, 치과 저선량 CT로부터 치아, 턱신경, 상악동 등 정상적인 해부학적 구조물의 위치를 정확히 파악하는 것이 안전한 진료에 매우 중요하다. 따라서, 안전한 진료를 도모하기 위하여, 치과 저선량 CT로부터 치아, 턱신경, 상악동 등 정상적인 해부학적 구조물의 위치를 정확히 파악할 수 있는 기술에 대한 연구가 필요한 실정이다.

### *발명의 내용*

### *해결하려는 과제*

### *과제의 해결 수단*

[0003] 일 실시예에 따른 두경부 이미지 구획화 방법은 사용자의 두경부에 대한 해부학적 이미지를 포함하는 이미지 데이터를 수신하는 단계; 상기 수신한 이미지 데이터에 대하여 해상도를 조정하는 데이터 전처리를 수행하는 단계; 상기 데이터 전처리가 수행된 이미지 데이터에 기초하여 뉴럴 네트워크 기반의 구획화 모델을 학습시키는 단계; 및 상기 학습된 구획화 모델을 이용하여 상기 데이터 전처리가 수행된 이미지 데이터를 해부학적 부위별로 구획화한 결과 이미지를 생성하는 단계를 포함하고, 상기 구획화 모델은, 인코더 네트워크, 디코더 네트워크 및 상기 인코더 네트워크와 상기 디코더 네트워크 사이에 배치된 어텐션 기반 정규화 레이어(attention based normalization layer)를 포함하고, 상기 결과 이미지는, 치아 병변 및 치아 주변 신경에 대한 식별 정보를 포함할 수 있다.

[0004] 상기 데이터 전처리를 수행하는 단계는, 상기 이미지 데이터의 해상도를 멀티 스케일 방식으로 리사이징하는 단계; 상기 리사이징된 이미지 데이터를 크롭하여 상기 사용자의 치아 영역을 포함하는 크롭된 이미지 데이터를 생성하는 단계; 및 상기 크롭된 이미지 데이터를 미리 정해진 규칙에 기초한 해상도로 조정하는 단계를 포함할 수 있다.

[0005] 상기 학습시키는 단계는, 학습 데이터에 기초하여 능동 학습된 구획화 모델을 상기 사용자의 두경부의 해부학적 이미지를 포함하는 이미지 데이터에 기초하여 전이 학습시키는 단계를 포함할 수 있다.

[0006] 상기 능동 학습된 구획화 모델은, 두경부의 해부학적 이미지를 포함하는 데이터 셋에 기초하여 학습되고, 입력된 이미지 데이터를 부위별로 구획화하고,

[0007] 상기 구획화된 이미지 데이터에 대한 수정 데이터에 기초하여 능동 학습된 것을 특징으로 할 수 있다.

[0008] 상기 구획화 모델은, AdaLin(Adaptive Layer-instance normalization) 함수의 가중치가 적용된 콘볼루션 신경망(Convolutional Neural Network; CNN) 모델을 포함할 수 있다.

[0009] 상기 구획화 모델은, 랜덤 ReLU(Leaky Rectified Linear Unit) 활성화 함수를 포함할 수 있다.

[0010] 상기 결과 이미지를 생성하는 단계는, 상기 데이터 전처리가 수행된 이미지 데이터를 점, 선 및 면 중 적어도 하나로 표시하여 구획화한 결과 이미지를 생성하는 단계를 포함할 수 있다.

[0011] 상기 결과 이미지를 생성하는 단계는, 상기 데이터 전처리가 수행된 이미지 데이터를 치아, 턱신경, 하치조신경 및 상악동 중 적어도 하나를 포함하는 부위들로 구획화한 결과 이미지를 생성하는 단계를 포함할 수 있다.

[0012] 일 실시예에 따른 두경부 이미지 구획화 장치는 사용자의 두경부에 대한 해부학적 이미지를 포함하는 이미지 데이터를 수신하는 통신부; 상기 수신한 이미지 데이터에 대하여 해상도를 조정하는 데이터 전처리를 수행하는 데이터 전처리부; 상기 데이터 전처리가 수행된 이미지 데이터에 기초하여 뉴럴 네트워크 기반의 구획화 모델을 학습시키는 학습부; 및 상기 학습된 구획화 모델을 이용하여 상기 데이터 전처리가 수행된 이미지 데이터를 해부학적 부위별로 구획화한 결과 이미지를 생성하는 결과 이미지 생성부를 포함하고, 상기 구획화 모델은, 인코더 네트워크, 디코더 네트워크 및 상기 인코더 네트워크와 상기 디코더 네트워크 사이에 배치된 어텐션 기반 정규화 레이어(attention based normalization layer)를 포함하고, 상기 결과 이미지는, 치아 병변 및 치아 주변 신경에 대한 식별 정보를 포함할 수 있다.

[0013] 상기 데이터 전처리부는, 상기 이미지 데이터의 해상도를 멀티 스케일 방식으로 리사이징하고, 상기 리사이징된 이미지 데이터를 크롭하여 상기 사용자의 치아 영역을 포함하는 크롭된 이미지 데이터를 생성하고, 상기 크롭된 이미지 데이터를 미리 정해진 규칙에 기초한 해상도로 조정할 수 있다.

[0014] 상기 학습부는, 학습 데이터에 기초하여 능동 학습된 구획화 모델을 상기 사용자의 두경부의 해부학적 이미지를 포함하는 이미지 데이터에 기초하여 전이 학습시킬 수 있다.

[0015] 상기 능동 학습된 구획화 모델은, 두경부의 해부학적 이미지를 포함하는 데이터 셋에 기초하여 학습되고, 입력된 이미지 데이터를 부위별로 구획화하고, 상기 구획화된 이미지 데이터에 대한 수정 데이터에 기초하여 능동 학습된 것을 특징으로 할 수 있다.

[0016] 상기 구획화 모델은, AdaLin(Adaptive Layer-instance normalization) 함수의 가중치가 적용된 콘볼루션 신경망(Convolutional Neural Network; CNN) 모델을 포함할 수 있다.

[0017] 상기 구획화 모델은, 랜덤 ReLU(Leaky Rectified Linear Unit) 활성화 함수를 포함할 수 있다.

[0018] 상기 결과 이미지 생성부는, 상기 데이터 전처리가 수행된 이미지 데이터를 점, 선 및 면 중 적어도 하나로 표시하여 구획화한 결과 이미지를 생성할 수 있다.

[0019] 상기 결과 이미지 생성부는, 상기 데이터 전처리가 수행된 이미지 데이터를 치아, 턱신경, 하치조신경 및 상악동 중 적어도 하나를 포함하는 부위들로 구획화한 결과 이미지를 생성할 수 있다.

## *발명의 효과*

[0020] 일 실시예에 따르면, 모델의 학습에 능동 학습 기법이 적용되어 종래의 방법보다 개선된 성능의 구획화를 달성할 수 있다.

[0021] 일 실시예에 따르면, 치과 저선량 CT의 해부학적 구조물의 구획화 최적화 알고리즘을 구현할 수 있다.

[0022] 일 실시예에 따르면, 치과 저선량 CT로부터 상악동염 등과 같은 질환을 정확히 진단할 수 있다.

[0023] 일 실시예에 따르면, 하치조신경 등을 정확히 구획화함으로써 발치, 임플란트 식립 등과 같은 치과용 임플란트 시술 시 안정성과 정확성을 향상시킬 수 있다.

## *도면의 간단한 설명*

[0024] 도 1은 일 실시예에 따른 두경부 이미지 구획화 시스템의 개요를 도시하는 도면이다.

도 2는 일 실시예에 따른 두경부 이미지 구획화 방법을 설명하기 위한 흐름도이다.

도 3은 일 실시예에 따른 두경부 이미지 구획화 장치의 학습 과정을 설명하기 위한 도면이다.

도 4는 일 실시예에 따른 구획화 모델이 학습되는 과정을 설명하기 위한 도면이다.

도 5는 일 실시예에 따른 구획화 모델의 구조를 설명하기 위한 도면이다.

도 6은 일 실시예에 따른 두경부 이미지 구획화 장치의 구성을 도시하는 도면이다.

## *발명을 실시하기 위한 구체적인 내용*

[0025] 실시예들에 대한 특정한 구조적 또는 기능적 설명들은 단지 예시를 위한 목적으로 개시된 것으로서, 다양한 형태로 변경되어 구현될 수 있다. 따라서, 실제 구현되는 형태는 개시된 특정 실시예로만 한정되는 것이 아니며, 본 명세서의 범위는 실시예들로 설명한 기술적 사상에 포함되는 변경, 균등물, 또는 대체물을 포함한다.

[0026] 제1 또는 제2 등의 용어를 다양한 구성요소들을 설명하는데 사용될 수 있지만, 이런 용어들은 하나의 구성요소를 다른 구성요소로부터 구별하는 목적으로만 해석되어야 한다. 예를 들어, 제1 구성요소는 제2 구성요소로 명명될 수 있고, 유사하게 제2 구성요소는 제1 구성요소로도 명명될 수 있다.

[0027] 어떤 구성요소가 다른 구성요소에 "연결되어" 있다고 언급된 때에는, 그 다른 구성요소에 직접적으로 연결되어 있거나 또는 접속되어 있을 수도 있지만, 중간에 다른 구성요소가 존재할 수도 있다고 이해되어야 할 것이다.

[0028] 단수의 표현은 문맥상 명백하게 다르게 뜻하지 않는 한, 복수의 표현을 포함한다. 본 명세서에서, "포함하다" 또는 "가지다" 등의 용어는 설명된 특징, 숫자, 단계, 동작, 구성요소, 부분품 또는 이들을 조합한 것이 존재함으로 지정하려는 것이지, 하나 또는 그 이상의 다른 특징들이나 숫자, 단계, 동작, 구성요소, 부분품 또는 이들을 조합한 것들의 존재 또는 부가 가능성을 미리 배제하지 않는 것으로 이해되어야 한다.

[0029] 다르게 정의되지 않는 한, 기술적이거나 과학적인 용어를 포함해서 여기서 사용되는 모든 용어들은 해당 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자에 의해 일반적으로 이해되는 것과 동일한 의미를 가진다. 일반적으로 사용되는 사전에 정의되어 있는 것과 같은 용어들은 관련 기술의 문맥상 가지는 의미와 일치하는 의미를 갖는 것으로 해석되어야 하며, 본 명세서에서 명백하게 정의하지 않는 한, 이상적이거나 과도하게 형식적인 의미로 해석되지 않는다.

[0030] 이하, 실시예들을 첨부된 도면들을 참조하여 상세하게 설명한다. 첨부 도면을 참조하여 설명함에 있어, 도면 부호에 관계없이 동일한 구성 요소는 동일한 참조 부호를 부여하고, 이에 대한 중복되는 설명은 생략하기로 한다.

[0031] 도 1은 일 실시예에 따른 두경부 이미지 구획화 시스템의 개요를 도시하는 도면이다.

[0032] 본 명세서에서 설명하는 두경부 이미지 구획화 시스템은 딥러닝 알고리즘 기반의 뉴럴 네트워크를 포함하는 모델을 이용하여 환자의 상악동을 비롯한 두경부를 포함하는 해부학적 이미지에 대해 해부학적 부위 및 병변 등을 구획화하는 두경부 이미지 구획화 방법을 제공할 수 있다. 본 명세서에서 설명하는 두경부 이미지 구획화 시스템은 콘볼루션 신경망에 추가적인 레이어가 반영되고 개인별 자가 학습(personal self-learning)(또는 자가 학습(self-learning)), 온라인 학습 및 전이 학습 방식을 통해 환자 개개인의 구강 구조에 최적화된 구획화 모델을 생성할 수 있다.

[0033] 도 1을 참조하면, 두경부 이미지 구획화 장치(120)는 사용자, 환자 또는 피진단자의 두경부에 대한 해부학적 이미지를 포함하는 이미지 데이터(110)를 입력받을 수 있다. 두경부 이미지 구획화 장치(120)는 능동 학습된 구획화 모델을 이미지 데이터(110)에 기초하여 전이 학습을 시킬 수 있다. 두경부 이미지 구획화 장치(120)는 전이 학습된 구획화 모델을 이용하여 이미지 데이터(110)를 해부학적 부위별로 구획화한 결과 이미지(130)를 출력할 수 있다.

[0034] 도 2는 일 실시예에 따른 두경부 이미지 구획화 방법을 설명하기 위한 흐름도이다.

[0035] 도 2를 참조하면, 단계(210)에서 두경부 이미지 구획화 장치는 사용자의 두경부에 대한 해부학적 이미지를 포함하는 이미지 데이터를 수신할 수 있다. 예를 들어, 두경부 이미지 구획화 장치는 사용자(또는 환자)의 두경부의 치과 저선량 CT(dental cone-beam computed tomography)인 이미지 데이터를 수신하거나 입력받을 수 있다.

[0036] 단계(220)에서 두경부 이미지 구획화 장치는 수신한 이미지 데이터에 대하여 해상도를 조정하는 데이터 전처리를 수행할 수 있다. 두경부 이미지 구획화 장치는 이미지 데이터의 해상도를 멀티 스케일 방식으로 리사이징할 수 있다. 예를 들어, 두경부 이미지 구획화 장치는 이미지 데이터를 256x256 픽셀(xy 평면 기준), 320x320픽셀과 같이 총 5단계에 걸쳐 혼합된 멀티스케일 방식으로 리사이징할 수 있다. 두경부 이미지 구획화 장치는 리사이징된 이미지 데이터를 크롭하여 사용자의 치아 영역을 포함하는 크롭된 이미지 데이터를 생성하며, 크롭된 이미지 데이터를 미리 정해진 규칙에 기초한 해상도로 조정함으로써 데이터 전처리를 수행할 수 있다. 예를 들어, 두경부 이미지 구획화 장치는 이미지 데이터가 GPU 메모리에 입력 가능한 형태로 해상도를 리사이징할 수 있다. 또한, 두경부 이미지 구획화 장치는 해상도가 리사이징된 이미지 데이터를 크롭하여 관심 영역을 포함하는 크롭된 이미지 데이터를 생성할 수 있다. 여기서, 관심 영역은 사용자의 치아 영역을 포함할 수 있다. 두경부 이미지 구획화 장치는 치아 쪽 형태를 벗어나지 않도록 이미지 데이터에 대해 이동(shift) 및 회전(rotation)을 배치(batch) 별로 수행할 수 있다.

[0037] 구획화 모델은 인코더 네트워크, 디코더 네트워크 및 인코더 네트워크와 디코더 네트워크 사이에 배치된 어텐션 기반 정규화 레이어(attention based normalization layer)를 포함할 수 있다. 구획화 모델이 인코더 네트워크와 디코더 네트워크 사이에 어텐션 기반 정규화 레이어를 포함하는 것에 의해 두경부 이미지 구획화 방법을 수행하기 위한 알고리즘의 성능을 향상시킬 수 있다. 새로운 레이어인 어텐션 기반 정규화 레이어는 기존의 레이어를 융합하여 중요한 공간적 정보와 로컬리제이션의 손실을 최대한 보존할 수 있다.

[0038] 구획화 모델은 AdaLin(Adaptive Layer-instance normalization) 함수의 가중치가 적용된 콘볼루션 신경망(Convolutional Neural Network; CNN) 모델을 포함할 수 있다. 또한, 구획화 모델은, 본래(original) 3D nnU-Net의 랜덤 ReLU(Leaky Rectified Linear Unit)으로 교체된 랜덤 ReLU 활성화 함수를 포함할 수 있다.

[0039] 단계(230)에서 두경부 이미지 구획화 장치는 데이터 전처리가 수행된 이미지 데이터에 기초하여 뉴럴 네트워크 기반의 구획화 모델을 학습시킬 수 있다. 두경부 이미지 구획화 장치는 학습 데이터에 기초하여 능동 학습(adaptive learning)된 구획화 모델을 사용자의 두경부의 해부학적 이미지를 포함하는 이미지 데이터에 기초하여 전이 학습시킬 수 있다.

[0040] 여기서 능동 학습된 구획화 모델은 두경부의 해부학적 이미지를 포함하는 데이터 셋에 기초하여 학습되고, 입력된 이미지 데이터를 부위별로 구획화하고, 구획화된 이미지 데이터에 대한 수정 데이터에 기초하여 능동 학습된 것일 수 있다. 훈련, 조정 및 테스트를 위해 모든 데이터 셋은 70:10:20 비율로 분할될 수 있다. 데이터 셋의 모든 입력 볼륨은 볼륨 픽셀의 평균 및 표준 편차를 사용하여 강도 정규화를 통해 320x320 픽셀로 크기 조정될 수 있다. 3차 스플라인 보간(spline interpolation)은 각 레이블을 개별적으로 다시 샘플링하여 수행될 수 있다. 여기서, 감마 보정 증강, 임의 크기 조정, 임의 회전, 임의 탄성 변형 및 미러링을 포함하는 배치 생성기 프레임워크와 함께 적극적인 데이터 증강이 사용될 수 있다.

[0041] 두경부 이미지 구획화 장치는 능동 학습된 구획화 모델이 환자 또는 사용자 개개인으로부터 스캔된 이미지 데이터에 기초하여 자가 학습을 수행하도록 하여, 능동 학습된 구획화 모델을 전이 학습시킬 수 있다. 이를 통해 전이 학습된 구획화 모델은 환자 또는 사용자 개개인에게 최적화된 개인 맞춤형의 구획화를 수행할 수 있다. 두경부 이미지 구획화 장치는 능동 학습된 구획화 모델이 이미지 데이터에 대응하는 사용자에 최적화된, 고도화된 구획화 모델로 전이 학습시킬 수 있다. 즉, 두경부 이미지 구획화 장치는 여러 사용자들의 두경부에 대한 해부학적 이미지를 포함하는 이미지 데이터에 기초하여 능동 학습된 구획화 모델에 대해, 현재 사용자의 두경부에 대한 해부학적 이미지를 포함하는 이미지 데이터에 기초하여 전이 학습시킬 수 있다. 두경부 이미지 구획화 장치는 능동 학습된 구획화 모델이 현재 사용자에게 최적화된 개인 맞춤형의 두경부 이미지 구획화를 수행할 수 있도록 전이 학습시킬 수 있다.

[0042] 단계(240)에서 두경부 이미지 구획화 장치는 학습된 구획화 모델을 이용하여 데이터 전처리가 수행된 이미지 데이터를 해부학적 부위별로 구획화한 결과 이미지를 생성할 수 있다. 여기서 학습된 구획화 모델은 전이 학습된 구획화 모델에 대응할 수 있다. 두경부 이미지 구획화 장치는 데이터 전처리가 수행된 이미지 데이터를 점, 선 및 면 중 적어도 하나로 표시하여 구획화한 결과 이미지를 생성할 수 있다. 결과 이미지는, 치아 병변 및 치아 주변 신경에 대한 식별 정보를 포함할 수 있다.

[0043] 두경부 이미지 구획화 장치는 데이터 전처리가 수행된 이미지 데이터를 치아, 턱신경, 하치조신경 및 상악동 중 적어도 하나를 포함하는 부위들로 구획화한 결과 이미지를 생성할 수 있다. 두경부 이미지 구획화 장치는 상악동염(maxillary sinus), 상악동염 원인치아(충치, 풍치, 치근단병소 등), 하치조신경(inferior alveolar

nerve) 등을 식별할 수 있는 결과 이미지를 생성할 수 있다.

[0044] 실시예에 따라 두경부 이미지 구획화 장치는 구획화된 결과 이미지를 3D 볼륨에 기초하여 시각화(visualization)을 수행할 수도 있다. 의료진은 해부학적 부위별로 구획화된 결과 이미지에 기초하여 병변을 식별할 수 있고 치과 질환에 대한 진단을 내릴 수 있다. 또한, 의료진은 결과 이미지의 구획화에 대해 피드백을 제공할 수 있고, 두경부 이미지 구획화 장치는 피드백에 기초하여 구획화 모델이 해부학적 부위별로 구획화하는 것에 대한 정확도를 향상시킬 수 있다.

[0045] 도 3은 일 실시예에 따른 두경부 이미지 구획화 장치의 학습 과정을 설명하기 위한 도면이다.

[0046] 도 3을 참조하면, 두경부 이미지 구획화 장치는 데이터 셋(310, 320 및 330)에 기초하여 구획화 모델에 대해 훈련(training), 테스트(testing) 및 확인(validation)을 수행할 수 있다. 학습된 후의 구획화 모델은 데이터 셋(310, 320 및 330)에 기초하여 학습되어 두경부 이미지 구획화 방법이 수행된 후의 결과 이미지(340)를 생성할 수 있다. 참조번호(320)은 관심 영역을 포함할 수 있고, 참조번호(330)은 실측 자료(ground truth)일 수 있다. 두경부 이미지 구획화 방법이 수행되기 전의 이미지 데이터(310, 320 및 330)는 모두 수동으로 구획화된 것일 수 있다. 일 실시예에서 학습된 구획화 모델은 능동 학습된 것일 수 있다.

[0047] 결과 이미지(340)는 치아 병변 및 치아 주변 신경에 대한 식별 정보를 포함하고, 데이터 전처리가 수행된 이미지 데이터를 점, 선 및 면 중 적어도 하나로 표시되어 구획화되어 있을 수 있다. 또한, 결과 이미지(340)는 치아, 턱신경, 하치조신경 및 상악동 중 적어도 하나를 포함하는 부위들로 구획화되어 있을 수 있다.

[0048] 도 4는 일 실시예에 따른 구획화 모델이 학습되는 과정을 설명하기 위한 도면이다.

[0049] 도 4의 실시예에서의 학습은 능동 학습일 수 있다. 능동 학습의 프레임워크는 세 단계로 구성될 수 있다. 이 프레임워크는 이전 단계에서 훈련된 구획화 모델(430)을 사용하여 자동으로 추론하면서 제한된 훈련 데이터 셋으로 구획화 모델(430)의 성능을 개선하기 위해 단계당 새로운 볼륨을 추가할 수 있다. 데이터 셋(420)은 제1 데이터 셋, 제2 데이터 셋 등으로 분할될 수 있다.

[0050] 제1 단계에서 제1 데이터 셋은 수동으로 레이블이 지정될 수 있다. 여기서 파트는 데이터 셋(420)의 일부에 대응할 수 있다. 수동으로 레이블이 지정되는 것은 치과 의사나 위생사와 같은 의료진(410)에 의해 수행될 수 있다. 수동으로 레이블이 지정된 데이터 셋은 실측 자료가 될 수 있다. 제한된 레이블이 지정된 데이터 셋에 기초하여 저선량 CT에서 상악동을 구획화하도록 구획화 모델(430)이 훈련될 수 있다. 제1 단계 후, 제2 단계에서 CNN-지원(CNN-assisted) 및 수정 후 구획화를 위해 다음 단계에 대한 레이블이 지정되지 않은 데이터 셋(420)의 다른 일부, 즉 제2 데이터 셋의 실측 자료가 획득될 수 있다. 제2 단계에서 제1 데이터 셋 및 제2 데이터 셋에 기초하여 구획화 모델(430)이 학습될 수 있다. 제2 단계 후에 레이블이 지정되지 않은 제3 데이터 셋에 대한 CNN-지원 구획화는 제1 단계에서 수행된 것처럼 다음 단계의 훈련을 위해 수동으로 수정될 수 있다.

[0051] 제3 단계에서 제2 데이터 셋 및 제3 데이터 셋에 기초하여 구획화 모델(430)이 학습되고 성능이 개선될 수 있다. 제1 단계에서 수동으로 레이블이 지정된 제1 데이터 셋은 제3 단계에서 구획화 모델(430)의 성능을 테스트하는 데 사용될 수 있다.

[0052] 위 과정을 통해 학습된 구획화 모델(430)은 해부학적 부위와 병변이 구획화된 결과 이미지(440)를 생성할 수 있다. 결과 이미지(440)에서 빨간색으로 구획화된 부분은 공기(air)일 수 있고, 초록색으로 구획화된 부분은 병변(lesion)일 수 있다.

[0053] 도 5는 일 실시예에 따른 구획화 모델의 구조를 설명하기 위한 도면이다.

[0054] 저선량 CT에서 공기 및 병변을 포함하는 상악동 구획화에 nnU-Net의 3D U-Net이 사용될 수 있다. 도 5를 참조하면, 참조번호(510)은 ReLU 및 AdaLin를 포함하는 3x3x3 콘볼루션 레이어일 수 있다. 참조번호(520)은 2x2x2 맥스 풀링(max pooling)일 수 있고, 참조번호(530)은 3x3x3 전치된 콘볼루션 레이어일 수 있다.

[0055] 구획화 모델의 구조는 역방향 연산을 위해 전치된 콘볼루션 레이어가 있는 인코더 네트워크 및 디코더 네트워크를 포함할 수 있다. 왼쪽의 레이어는 입력의 차원을 줄이고 오른쪽의 레이어는 원래 차원을 복구할 수 있다. 제1 레이어에 복수의 콘볼루션 필터들(예를 들어 30개의 콘볼루션 필터들)과 맥스 풀링(2x2x2)을 포함할 수 있다. 픽셀 단위 분할에서 공간 및 의미 정보는 해부학적 이미지 데이터 또는 볼륨을 훈련하고 테스트하는 데 중요할 수 있다.

[0056] U-Net의 디코더 네트워크는 스킵 연결로 디콘볼루션을 활용하여 하위 꼭짓점의 의미 정보를 사용하여 공간 정보

를 유지할 수 있다. 본 명세서에서 설명하는 구획화 모델은 ReLU 활성화 함수를 원래의 3D nnU-Net의 랜덤 ReLU로 교체하고 교차 엔트로피, 주사위 계수 및 경계 손실 함수를 사용할 수 있다. 하위 꼭짓점(low vertex)에서 AdaLin이 추가될 수 있고, 이에 따라 주의 유도 모델이 모양 변환에 대응할 수 있도록 될 수 있다.

[0057] 저선량 CT에 기초하여 구획화 모델이 상악동의 구획화를 수행하도록 학습하는 과정에서 초기 학습률($3 \times 10^{-4}$) 및 12-가중치 감쇠($3 \times 10^{-5}$)를 가지는 Adam 최적화 알고리즘이 사용될 수 있다. 훈련 손실의 지수 이동 평균이 이전 30 epoch 동안 개선되지 않으면 학습률이 0.2배 감소할 수 있고, 1000 epoch를 초과하거나 학습률이 $10^{-6}$ 아래로 떨어지면 훈련이 중단될 수 있다.

[0058] 구획화 분석은 수학식 1에 정의된 주사위 유사성 계수(dice similarity coefficient; DSC)를 사용하여 계산될 수 있다.

*수학식 1*

[0059] $$\mathrm{DSC}\,(V_{seg}, V_{gs},) = \frac{2|V_{seg} \cap V_{gs}|}{|V_{seg}| + |V_{gs}|}$$

[0060] Vgs는 실측 자료의 볼륨 매개변수이고 Vseg는 CNN 구획화일 수 있다.

[0061] 손실 함수에는 각각 수학식 2 내지 4에 정의된 주사위 손실(dice loss; DLS), 경계 손실(boundary loss; BLS) 및 이진 교차 엔트로피(binary cross-entropy; BCE)가 포함될 수 있다.

*수학식 2*

[0062] $$\mathrm{DLS} = 1 - \frac{2|V_{seg} \cap V_{gs}|}{|V_{seg}| + |V_{gs}|}$$

*수학식 3*

[0063] $$\mathrm{BLS}(\partial G, \partial S) = 2\int_{\Delta S} \|q - Z_{\partial}G(q)\|dq$$

[0064] 여기서 $\Delta S$는 두 윤곽과 $\|q - Z_{\partial}G(q)\|$ 사이의 영역을 정의할 수 있다. $\Omega \to R^{+}$는 경계 $\partial G$에 대한 거리 맵일 수 있다. 즉, $\|q - Z_{\partial}G(q)\|$는 윤곽 $\partial G$: $\|q - Z_{\partial}G(q)\|$에서 점 $q \in \Omega$ 및 가장 가까운 점 $Z_{\partial}G(q)$ 사이의 거리를 계산할 수 있다.

*수학식 4*

[0065] $$\mathrm{L}\,(\mathrm{y}, f) = -\mathrm{y}\,\log\,f - (1-y)\log\,(1-f)$$

[0066] 여기서, y는 추론된 확률이고 f는 해당하는 원하는 출력일 수 있다.

[0067] 도 6은 일 실시예에 따른 두경부 이미지 구획화 장치의 구성을 도시하는 도면이다.

[0068] 도 6을 참조하면 두경부 이미지 구획화 장치(600)는 통신부(610), 데이터 전처리부(620), 학습부(630) 및 결과

이미지 생성부(640)를 포함할 수 있다. 여기서 두경부 이미지 구획화 장치(600)는 본 명세서에서 설명하는 두경부 이미지 구획화 장치에 대응할 수 있다.

[0069] 통신부(610)는 사용자의 두경부에 대한 해부학적 이미지를 포함하는 이미지 데이터를 수신할 수 있다. 통신부(610)는 사용자의 두경부가 스캔되었거나 촬영된 해부학적 이미지를 포함하는 이미지 데이터를 수신할 수 있다.

[0070] 데이터 전처리부(620)는 수신한 이미지 데이터에 대하여 해상도를 조정하는 데이터 전처리를 수행할 수 있다. 데이터 전처리부(620)는 모든 입력 볼륨은 볼륨 픽셀의 평균 및 표준 편차를 사용하여 강도 정규화를 통해 320 × 320 픽셀로 크기로 조정할 수 있다. 데이터 전처리부(620)는 이미지 데이터의 해상도를 멀티 스케일 방식으로 리사이징하고, 리사이징된 이미지 데이터를 크롭하여 사용자의 치아 영역을 포함하는 크롭된 이미지 데이터를 생성하고, 크롭된 이미지 데이터를 미리 정해진 규칙에 기초한 해상도로 조정할 수 있다.

[0071] 학습부(630)는 데이터 전처리가 수행된 이미지 데이터에 기초하여 뉴럴 네트워크 기반의 구획화 모델을 학습시킬 수 있다. 결과 이미지 생성부(640)는 학습된 구획화 모델을 이용하여 데이터 전처리가 수행된 이미지 데이터를 해부학적 부위별로 구획화한 결과 이미지를 생성할 수 있다. 결과 이미지 생성부(640)는 데이터 전처리가 수행된 이미지 데이터를 점, 선 및 면 중 적어도 하나로 표시하여 구획화한 결과 이미지를 생성할 수 있고, 데이터 전처리가 수행된 이미지 데이터를 치아, 턱신경, 하치조신경 및 상악동 중 적어도 하나를 포함하는 부위들로 구획화한 결과 이미지를 생성할 수 있다.

[0072] 이상에서 설명된 장치는 하드웨어 구성요소, 소프트웨어 구성요소, 및/또는 하드웨어 구성요소 및 소프트웨어 구성요소의 조합으로 구현될 수 있다. 예를 들어, 실시예들에서 설명된 장치 및 구성요소는, 예를 들어, 프로세서, 콘트롤러, ALU(arithmetic logic unit), 디지털 신호 프로세서(digital signal processor), 마이크로컴퓨터, FPGA(field programmable gate array), PLU(programmable logic unit), 마이크로프로세서, 또는 명령(instruction)을 실행하고 응답할 수 있는 다른 어떠한 장치와 같이, 하나 이상의 범용 컴퓨터 또는 특수 목적 컴퓨터를 이용하여 구현될 수 있다. 처리 장치는 운영 체제(OS) 및 상기 운영 체제 상에서 수행되는 하나 이상의 소프트웨어 애플리케이션을 수행할 수 있다. 또한, 처리 장치는 소프트웨어의 실행에 응답하여, 데이터를 접근, 저장, 조작, 처리 및 생성할 수도 있다. 이해의 편의를 위하여, 처리 장치는 하나가 사용되는 것으로 설명된 경우도 있지만, 해당 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자는, 처리 장치가 복수 개의 처리 요소(processing element) 및/또는 복수 유형의 처리 요소를 포함할 수 있음을 알 수 있다. 예를 들어, 처리 장치는 복수 개의 프로세서 또는 하나의 프로세서 및 하나의 콘트롤러를 포함할 수 있다. 또한, 병렬 프로세서(parallel processor)와 같은, 다른 처리 구성(processing configuration)도 가능하다.

[0073] 소프트웨어는 컴퓨터 프로그램(computer program), 코드(code), 명령(instruction), 또는 이들 중 하나 이상의 조합을 포함할 수 있으며, 원하는 대로 동작하도록 처리 장치를 구성하거나 독립적으로 또는 결합적으로(collectively) 처리 장치를 명령할 수 있다. 소프트웨어 및/또는 데이터는, 처리 장치에 의하여 해석되거나 처리 장치에 명령 또는 데이터를 제공하기 위하여, 어떤 유형의 기계, 구성요소(component), 물리적 장치, 가상 장치(virtual equipment), 또는 컴퓨터 저장 매체 또는 장치에 영구적으로, 또는 일시적으로 구체화(embody)될 수 있다. 소프트웨어는 네트워크로 연결된 컴퓨터 시스템 상에 분산되어서, 분산된 방법으로 저장되거나 실행될 수도 있다. 소프트웨어 및 데이터는 하나 이상의 컴퓨터 판독 가능 기록 매체에 저장될 수 있다.

[0074] 실시예에 따른 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 실시예를 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 실시예의 동작을 수행하기 위해 하나 이상의 소프트웨어 모듈로서 작동하도록 구성될 수 있으며, 그 역도 마찬가지이다.

[0075] 이상과 같이 실시예들이 비록 한정된 도면에 의해 설명되었으나, 해당 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자라면 이를 기초로 다양한 기술적 수정 및 변형을 적용할 수 있다. 예를 들어, 설명된 기술들이 설명된 방법과 다른 순서로 수행되거나, 및/또는 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.

[0076] 그러므로, 다른 구현들, 다른 실시예들 및 특허청구범위와 균등한 것들도 후술하는 특허청구범위의 범위에 속한다.

## 부호의 설명

[0077] 120, 600: 두경부 이미지 구획화 장치

610: 통신부

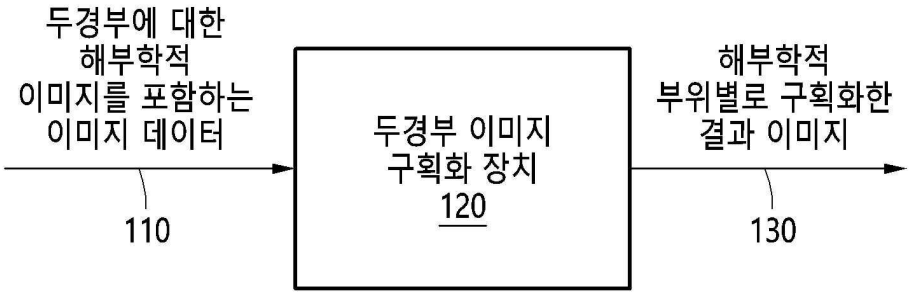
620: 데이터 전처리부

630: 학습부

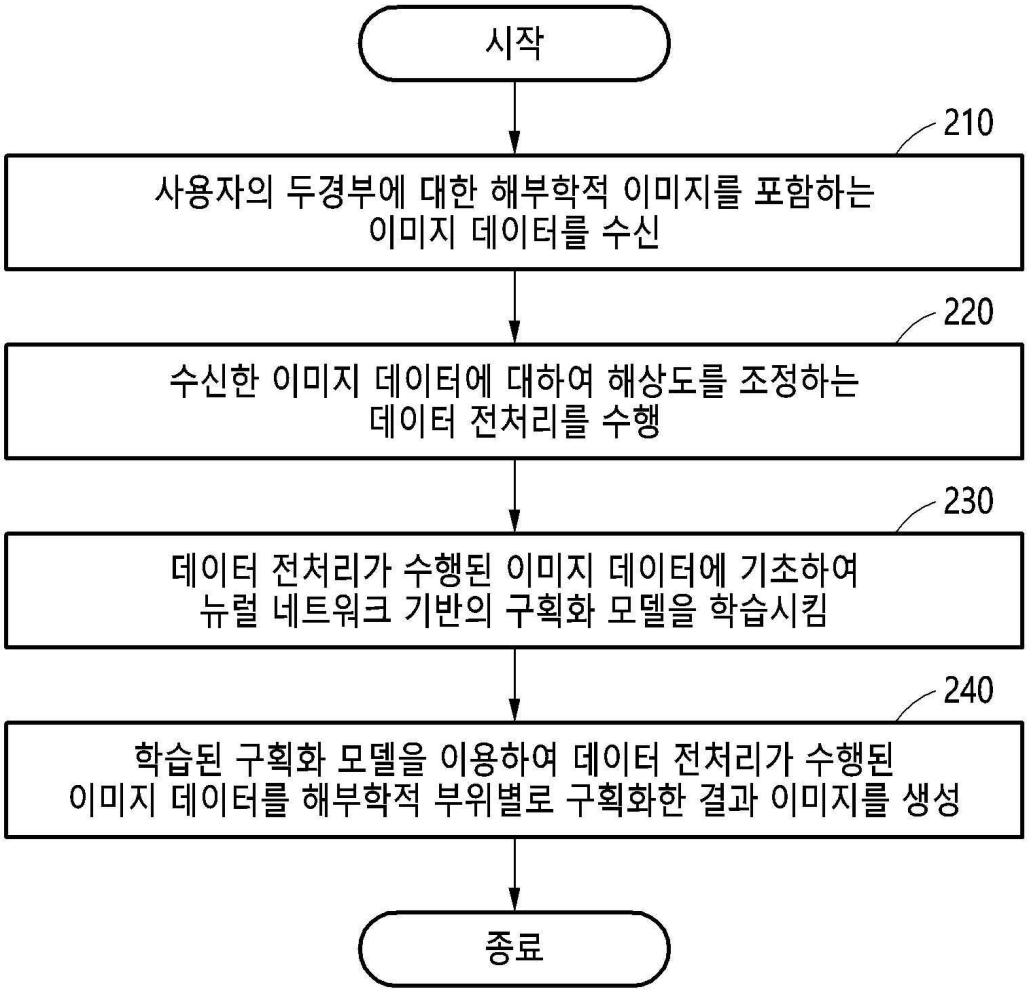
640: 결과 이미지 생성부

## 도면

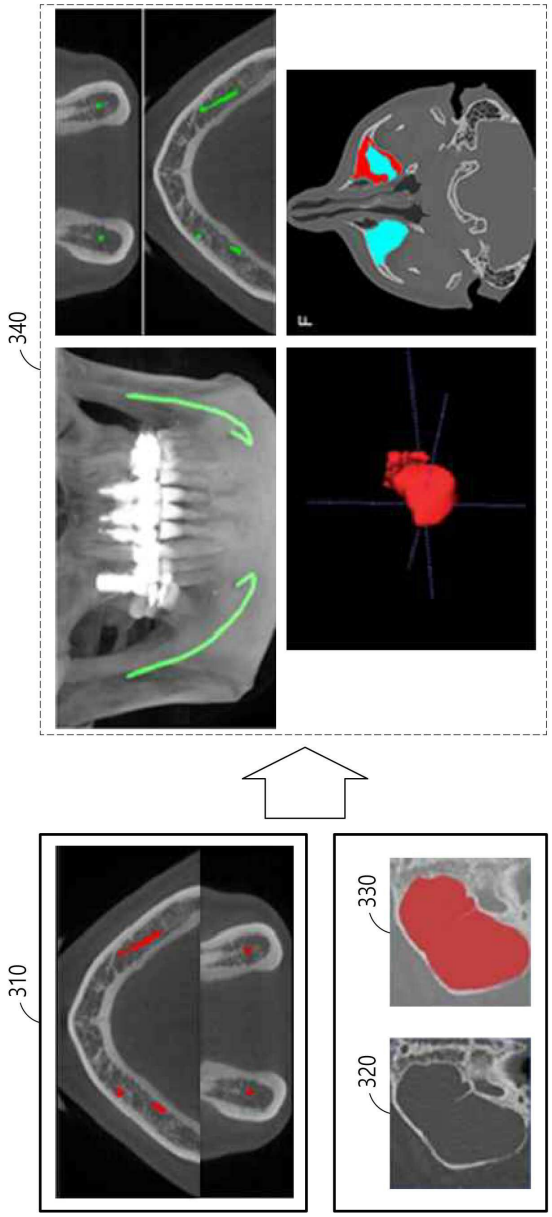
### 도면1



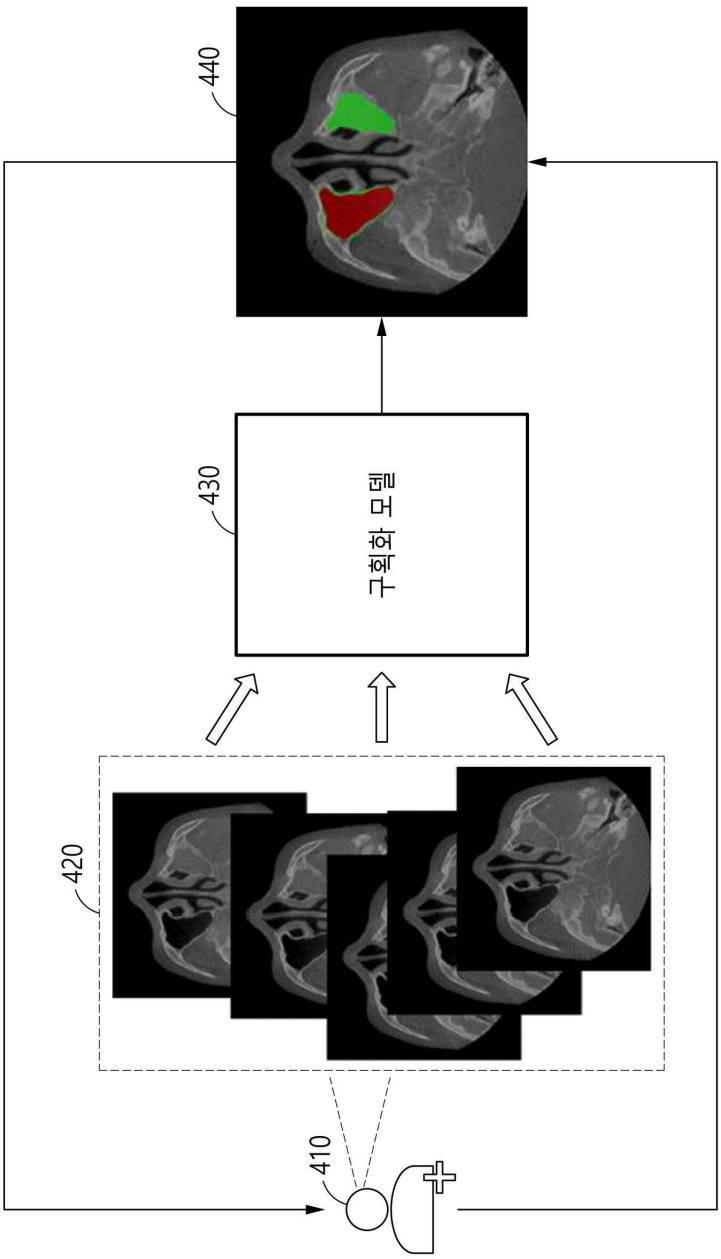
도면2


시작
210
사용자의 두경부에 대한 해부학적 이미지를 포함하는
이미지 데이터를 수신
220
수신한 이미지 데이터에 대하여 해상도를 조정하는
데이터 전처리를 수행
230
데이터 전처리가 수행된 이미지 데이터에 기초하여
뉴럴 네트워크 기반의 구획화 모델을 학습시킴
240
학습된 구획화 모델을 이용하여 데이터 전처리가 수행된
이미지 데이터를 해부학적 부위별로 구획화한 결과 이미지를 생성
종료

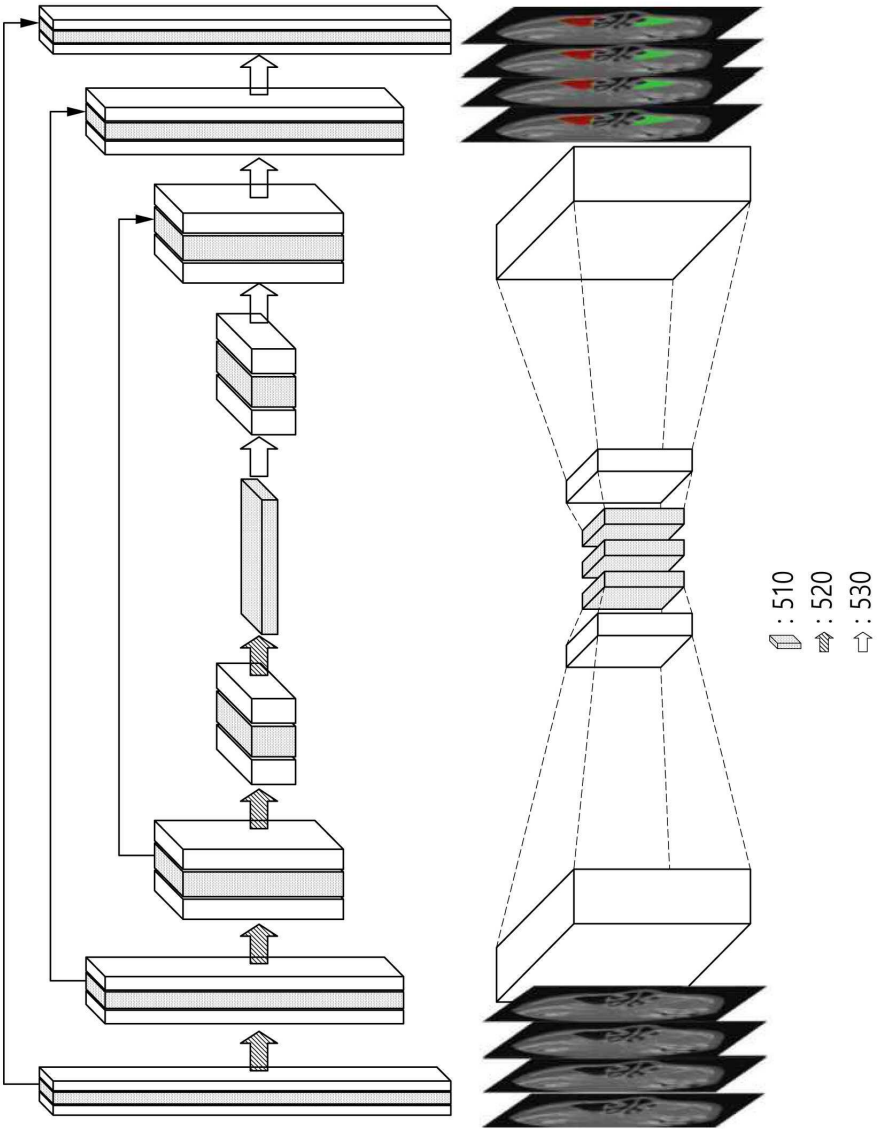
도면3



도면4



도면5



도면6

