



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2022-0086937
(43) 공개일자 2022년06월24일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
A61B 6/00 (2006.01) A61B 6/03 (2006.01)
G06T 15/08 (2011.01) G06T 7/00 (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 10-2020-0177192
(22) 출원일자 2020년12월17일
심사청구일자 2020년12월17일

(71) 출원인
연세대학교 산학협력단
서울특별시 서대문구 연세로 50 (신촌동, 연세대학교)

기초과학연구원
대전광역시 유성구 엑스포로 55(도룡동)

(72) 발명자
이상휘
서울특별시 양천구 목동서로 70, 216동 1103호(목동, 목동신시가지아파트2단지)

강성호
세종특별자치시 마음로 322, 2204동 1905호(고운동, 가락마을22단지)

전기완
대전광역시 유성구 엑스포로 448, 405동 805호(전민동, 엑스포아파트)

(74) 대리인
특허법인명인

전체 청구항 수 : 총 21 항

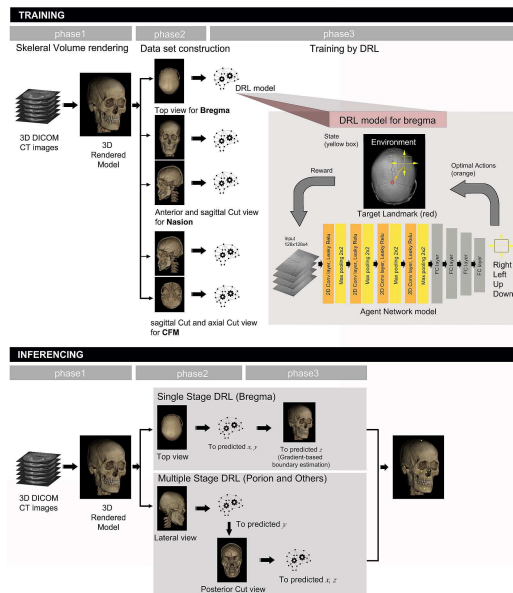
(54) 발명의 명칭 다단계 심층 강화학습을 이용한 3차원 형태-해부학적 기준점 검출 방법 및 장치

(57) 요약

본 발명은 다단계 심층 강화학습을 이용한 3차원 형태-해부학적 기준점 검출 방법 및 장치에 관한 것으로, 본 발명에 따른 방법은 3차원 영상 데이터에 볼륨 렌더링을 수행하여 3차원 볼륨 렌더링 모델 데이터를 생성하는 단계, 상기 3차원 볼륨 렌더링 모델 데이터를 구성하는 2차원 뷰 영상에서 심층 강화학습 에이전트를 이용하여

(뒷면에 계속)

대표도 - 도2



기준점에 대응하는 2차원 좌표값을 구하고, 상기 2차원 좌표값을 기초로 구해지는 상기 3차원 영상 데이터의 1차원 프로파일을 기초로 상기 기준점에 대응하는 나머지 1차원 좌표값을 구하는 단일-스테이지 DRL 적용 단계 - 상기 1차원 프로파일은 상기 2차원 뷰 영상에 수직이면서 상기 2차원 좌표값에 대응하는 점을 지나는 축에서의 3차원 영상 데이터 값으로 이루어짐 -, 및 상기 3차원 볼륨 렌더링 모델 데이터를 구성하는 2차원 뷰 영상에서 심층 강화학습 에이전트를 이용하여 기준점에 대응하는 2차원 좌표값을 구하고, 상기 구해진 2차원 좌표값을 기초로 정해지는 2차원 뷰 영상에서 심층 강화학습 에이전트를 이용하여 기준점에 대응하는 2차원 좌표값을 구하는 것을 반복하여 기준점을 검출하는 멀티-스테이지 DRL 적용 단계를 포함한다.

(52) CPC특허분류

- A61B 6/466* (2020.08)
- A61B 6/501* (2013.01)
- G06T 15/08* (2013.01)
- G06T 7/0012* (2013.01)
- G16H 30/40* (2018.01)
- G16H 50/20* (2018.01)
- G06T 2207/10081* (2013.01)
- G06T 2207/20081* (2013.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1465031279
과제번호	HI20C0127010020
부처명	보건복지부
과제관리(전문)기관명	한국보건산업진흥원
연구사업명	치의학 의료기술 연구개발
연구과제명	인공지능 기반 데이터 통합 플랫폼을 이용한 디지털 덴티스트리 임상기술 개발
기여율	1/2
과제수행기관명	연세대학교 산학협력단
연구기간	2020.04.23 ~ 2020.12.31

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711116677
과제번호	B20900000
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	국가수리과학연구소
연구사업명	의료수학 연구
연구과제명	질병 및 질환 예측, 진단, 치료를 위한 의료수학 연구
기여율	1/2
과제수행기관명	국가수리과학연구소
연구기간	2020.01.01 ~ 2020.12.31

명세서

청구범위

청구항 1

3차원 영상 데이터에 볼륨 렌더링을 수행하여 3차원 볼륨 렌더링 모델 데이터를 생성하는 단계,

상기 3차원 볼륨 렌더링 모델 데이터를 구성하는 2차원 뷰 영상에서 심층 강화학습 에이전트를 이용하여 기준점에 대응하는 2차원 좌표값을 구하고, 상기 2차원 좌표값을 기초로 구해지는 상기 3차원 영상 데이터의 1차원 프로파일을 기초로 상기 기준점에 대응하는 나머지 1차원 좌표값을 구하는 단일-스테이지 DRL 적용 단계 - 상기 1차원 프로파일은 상기 2차원 뷰 영상에 수직이면서 상기 2차원 좌표값에 대응하는 점을 지나는 축에서의 3차원 영상 데이터 값으로 이루어짐 -, 및

상기 3차원 볼륨 렌더링 모델 데이터를 구성하는 2차원 뷰 영상에서 심층 강화학습 에이전트를 이용하여 기준점에 대응하는 2차원 좌표값을 구하고, 상기 구해진 2차원 좌표값을 기초로 정해지는 2차원 뷰 영상에서 심층 강화학습 에이전트를 이용하여 기준점에 대응하는 2차원 좌표값을 구하는 것을 반복하여 기준점을 검출하는 멀티-스테이지 DRL 적용 단계

를 포함하고,

기준점 특성에 따라 상기 단일-스테이지 DRL 적용 및 상기 멀티-스테이지 DRL 적용 중 하나를 선택적으로 적용하는 3차원 기준점 검출 방법.

청구항 2

제 1 항에서,

상기 심층 강화학습 에이전트는 3차원 볼륨 렌더링 모델 데이터를 구성하는 2차원 뷰 영상에서 기준점에 대응하는 특징점을 검출하도록 심층 강화학습 알고리즘으로 훈련된 3차원 기준점 검출 방법.

청구항 3

제 2 항에서,

상기 단일-스테이지 DRL 적용 단계는,

상기 3차원 볼륨 렌더링 모델 데이터를 구성하는 2차원 뷰 영상에서 심층 강화학습 에이전트를 통해 상기 기준점에 대응하는 2차원 좌표값을 구하는 단계, 및

상기 나머지 1차원 좌표값에 대응하는 상기 3차원 영상 데이터의 1차원 프로파일에서 1차 도함수 값을 이용하여 검출되는 경계점으로 상기 나머지 1개의 좌표값을 구하는 단계

를 포함하는 3차원 기준점 검출 방법.

청구항 4

제 2 항에서,

상기 단일-스테이지 DRL 적용 단계는,

상기 3차원 볼륨 렌더링 모델 데이터를 구성하는 2차원 뷰 영상에서 심층 강화학습 에이전트를 통해 상기 기준점에 대응하는 2차원 좌표값을 구하는 단계, 및

상기 나머지 1차원 좌표값에 대응하는 상기 3차원 영상 데이터의 1차원 프로파일을 아래 수학적식을 이용하여 변환하는 단계, 그리고

상기 변환된 프로파일에 비선형 확산방정식을 적용하여 잡음이 감소한 프로파일에 1차 도함수를 취한 후 최대 기울기가 있는 위치를 상기 나머지 1차원 좌표값으로 구하는 단계를 포함하고,

$$IE(x) = \tanh\left(\frac{x - L}{W}\right)$$

여기서 x 는 상기 3차원 영상 데이터 값, L 은 상기 3차원 영상 데이터 값 범위의 중심, W 는 스케일 값인 3차원 기준점 검출 방법.

청구항 5

제 2 항에서,

상기 멀티-스테이지 DRL 적용 단계는,

상기 3차원 볼륨 렌더링 모델 데이터를 구성하는 2차원 투영 뷰 영상에서 제1 심층 강화학습 에이전트를 이용하여 상기 기준점에 대응하는 제1 2차원 좌표값을 구하는 단계; 그리고

상기 3차원 볼륨 렌더링 모델 데이터를 구성하는 제1 절단 뷰 영상에서 제2 심층 강화학습 에이전트를 이용하여 상기 기준점에 대응하는 제2 2차원 좌표값을 구하는 단계 - 상기 제1 절단 뷰 영상은 상기 제1 2차원 좌표값에 의해 정해지는 평면에 대응함 - ;

를 포함하는 3차원 기준점 검출 방법.

청구항 6

제 5 항에서,

상기 제1 2차원 좌표값 중에서 상기 제2 2차원 좌표값에 포함되지 않은 좌표값과 상기 제2 2차원 좌표값으로 상기 기준점에 대응하는 3차원 좌표값을 구하는 3차원 기준점 검출 방법.

청구항 7

제 5 항에서,

상기 멀티-스테이지 DRL 적용 단계는,

상기 3차원 볼륨 렌더링 모델 데이터를 구성하는 제2 절단 뷰 영상에서 제3 심층 강화학습 에이전트를 이용하여 상기 기준점에 대응하는 제3 2차원 좌표값을 구하는 단계 - 상기 제2 절단 뷰 영상은 상기 제2 2차원 좌표값에 의해 정해지는 평면에 대응함 - ;

를 더 포함하는 3차원 기준점 검출 방법.

청구항 8

제 1 항에서,

상기 3차원 영상 데이터는,

CT(Computed Tomography), CBCT(Cone Beam Computed Tomography), MRI(Magnetic resonance imaging), PET(Positron Emission Tomography), 및 SPECT(Single-Photon Emission Computed Tomography) 중 어느 하나인 3차원 기준점 검출 방법.

청구항 9

제 2 항에서,

상기 기준점 특성은 미리 정해져 있는 3차원 기준점 검출 방법.

청구항 10

제 2 항에서,

상기 3차원 영상 데이터는,

환자 두부(skull) 혹은 신체 타부위를 촬영하여 획득한 것인 3차원 기준점 검출 방법.

청구항 11

3차원 영상 데이터에 볼륨 렌더링을 수행하여 3차원 볼륨 렌더링 모델 데이터를 생성하는 명령어 세트,

상기 3차원 볼륨 렌더링 모델 데이터를 구성하는 2차원 뷰 영상에서 심층 강화학습 에이전트를 이용하여 기준점에 대응하는 2차원 좌표값을 구하고, 상기 2차원 좌표값을 기초로 구해지는 상기 3차원 영상 데이터의 1차원 프로파일을 기초로 상기 기준점에 대응하는 나머지 1차원 좌표값을 구하는 단일-스테이지 DRL 적용 단계를 수행하는 명령어 세트 - 상기 1차원 프로파일은 상기 2차원 뷰 영상에 수직이면서 상기 2차원 좌표값에 대응하는 점을 지나는 축에서의 3차원 영상 데이터 값으로 이루어짐 -, 및

상기 3차원 볼륨 렌더링 모델 데이터를 구성하는 2차원 뷰 영상에서 심층 강화학습 에이전트를 이용하여 기준점에 대응하는 2차원 좌표값을 구하고, 상기 구해진 2차원 좌표값을 기초로 정해지는 2차원 뷰 영상에서 심층 강화학습 에이전트를 이용하여 기준점에 대응하는 2차원 좌표값을 구하는 것을 반복하여 기준점을 검출하는 멀티-스테이지 DRL 적용 단계를 수행하는 명령어 세트를 포함하고,

기준점 특성에 따라 상기 단일-스테이지 DRL 적용 및 상기 멀티-스테이지 DRL 적용 중 하나를 선택적으로 적용하는 컴퓨터 판독 가능한 기록 매체.

청구항 12

3차원 영상 데이터에 볼륨 렌더링을 수행하여 3차원 볼륨 렌더링 모델 데이터를 생성하는 3차원 볼륨 렌더링 모델 생성부,

상기 3차원 볼륨 렌더링 모델 데이터를 구성하는 2차원 뷰 영상에서 심층 강화학습 에이전트를 이용하여 기준점에 대응하는 2차원 좌표값을 구하고, 상기 2차원 좌표값을 기초로 구해지는 상기 3차원 영상 데이터의 1차원 프로파일을 기초로 상기 기준점에 대응하는 나머지 1차원 좌표값을 구하는 단일-스테이지 DRL 적용부 - 스테이지 DRL 적용 단계 - 상기 1차원 프로파일은 상기 2차원 뷰 영상에 수직이면서 상기 2차원 좌표값에 대응하는 점을 지나는 축에서의 3차원 영상 데이터 값으로 이루어짐 -, 및

상기 3차원 볼륨 렌더링 모델 데이터를 구성하는 2차원 뷰 영상에서 심층 강화학습 에이전트를 이용하여 기준점에 대응하는 2차원 좌표값을 구하고, 상기 구해진 2차원 좌표값을 기초로 정해지는 2차원 뷰 영상에서 심층 강화학습 에이전트를 이용하여 기준점에 대응하는 2차원 좌표값을 구하는 것을 반복하여 기준점을 검출하는 멀티-스테이지 DRL 적용부

를 포함하고,

기준점 특성에 따라 상기 단일-스테이지 DRL 적용 및 상기 멀티-스테이지 DRL 적용 중 하나를 선택적으로 적용하는 3차원 기준점 검출 장치.

청구항 13

제 12 항에서,

상기 심층 강화학습 에이전트는 3차원 볼륨 렌더링 모델 데이터를 구성하는 2차원 뷰 영상에서 기준점에 대응하는 특징점을 검출하도록 심층 강화학습 알고리즘으로 훈련된 3차원 기준점 검출 장치.

청구항 14

제 13 항에서,

상기 단일-스테이지 DRL 적용부는,

상기 3차원 볼륨 렌더링 모델을 구성하는 2차원 뷰 영상에서 심층 강화학습 에이전트를 통해 상기 기준점에 대응하는 2차원 좌표값을 구하고, 상기 나머지 1차원 좌표값에 대응하는 상기 3차원 영상 데이터의 1차원 프로파일에서 1차 도함수 값을 이용하여 검출되는 경계점으로 상기 나머지 1개의 좌표값을 구하는 3차원 기준점 검출 장치.

청구항 15

제 13 항에서,

상기 단일-스테이지 DRL 적용부는,

상기 3차원 볼륨 렌더링 모델 데이터를 구성하는 2차원 뷰 영상에서 심층 강화학습 에이전트를 통해 상기 기준점에 대응하는 2차원 좌표값을 구하고, 상기 나머지 1차원 좌표값에 대응하는 상기 3차원 영상 데이터의 1차원 프로파일을 아래 수학적식을 이용하여 변환하며, 상기 변환된 프로파일에 비선형 확산방정식을 적용하여 잡음이 감소한 프로파일에 1차 도함수를 취한 후 최대 기울기가 있는 위치를 상기 나머지 1차원 좌표값으로 구하고,

$$IE(x) = \tanh \left(\frac{x - L}{W} \right)$$

여기서 x는 상기 3차원 영상 데이터 값, L은 상기 3차원 영상 데이터 값 범위의 중심, W는 스케일 값인 3차원 기준점 검출 장치.

청구항 16

제 13 항에서,

상기 멀티-스테이지 DRL 적용부는,

상기 3차원 볼륨 렌더링 모델을 구성하는 2차원 투영 뷰 영상에서 제1 심층 강화학습 에이전트를 이용하여 상기 기준점에 대응하는 제1 2차원 좌표값을 구하고, 상기 3차원 볼륨 렌더링 모델을 구성하는 제1 절단 뷰 영상에서 제2 심층 강화학습 에이전트를 이용하여 상기 기준점에 대응하는 제2 2차원 좌표값을 구하며,

상기 제1 절단 뷰 영상은 상기 제1 2차원 좌표값에 의해 정해지는 평면에 대응하는 3차원 기준점 검출 장치.

청구항 17

제 16 항에서,

상기 제1 2차원 좌표값 중에서 상기 제2 2차원 좌표값에 포함되지 않은 좌표값과 상기 제2 2차원 좌표값으로 상기 기준점에 대응하는 3차원 좌표값을 구하는 3차원 기준점 검출 장치.

청구항 18

제 16 항에서,

상기 멀티-스테이지 DRL 적용부는,

상기 3차원 볼륨 렌더링 모델 데이터를 구성하는 제2 절단 뷰 영상에서 제3 심층 강화학습 에이전트를 이용하여 상기 기준점에 대응하는 제3 2차원 좌표값을 구하고,

상기 제2 절단 뷰 영상은 상기 제2 2차원 좌표값에 의해 정해지는 평면에 대응하는 3차원 기준점 검출 장치.

청구항 19

제 12 항에서,

상기 3차원 영상 데이터는,

CT(Computed Tomography), CBCT(Cone Beam Computed Tomography), MRI(Magnetic resonance imaging), PET(Positron Emission Tomography), 및 SPECT(Single-Photon Emission Computed Tomography) 중 어느 하나인 3차원 기준점 검출 장치.

청구항 20

제 13 항에서,

상기 기준점 특성은 미리 정해져 있는 3차원 기준점 검출 장치.

청구항 21

제 13 항에서,

상기 3차원 영상 데이터는,

환자 두부(skull) 혹은 신체 타부위를 촬영하여 획득한 것인 3차원 기준점 검출 장치.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 3차원 형태-해부학적 기준점 검출 방법 및 장치에 관한 것으로, 보다 자세하게는 단단계 심층 강화학습과 볼륨 렌더링 이미지를 기반으로 3차원 형태-해부학적 기준점을 정확하게 검출할 수 있는 방법 및 장치에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 인체 혹은 동물의 여러 형태-해부학적 구조물의 형태학적 특성을 이해하고 응용하기 위해서는 기준점(landmark)을 찾고 이들간의 관계를 분석하는 것이 필요하다. 따라서 형태-해부학적 기준점을 찾는 작업은 여러 생물학적 연구-응용에서 필수적이지만 많은 대상 샘플에서 기준점을 찾기는 어렵다. 이 과정을 자동화하기 위한 여러 노력 가운데 한가지로 인공지능을 이용한 기준점 획득 방법을 제시하려는 노력이 이루어지고 있다.

[0003] 여러 신체 부위 중 머리는 복잡성, 중요성에서 다른 부위에 뒤지지 않는다. 이러한 두개 안면 형태 측정을 위해 3차원 컴퓨터 단층 촬영(Computed Tomography, CT) 이미지를 사용하는 두부 계측 분석법(Cephalometry)은 두개 안면 변형(craniofacial deformity), 임상 치과(clinical dentistry), 성장(growth), 인류학(anthropology) 및 비교 해부학(comparative anatomy)에 대한 치료 및/또는 연구를 수행하기 위해 다양한 의학 및 생물학적 분야에 적용되었다. 2차원 이미지에 대한 두부 계측 분석법은 오랫동안 이러한 응용 분야에서 중심적인 역할을 했다. 최근 과학 및 기술 개발로 인해 정확한 해부학적 구조 식별 및 복잡한 안면 구조 평가와 관련된 장점으로 인해 3D 두부 계측 분석법이 빠르게 도입되었다. 이러한 놀라운 장점에도 불구하고, 3D 데이터에 대해서 수동으로 기준점을 검출하는 것은 상당한 시간과 전문 지식을 필요로 하므로 3D 두부 계측 분석법을 널리 채택하는데 큰 장애물이 되었다.

[0004] 3D 자동 두부 계측 기준점 검출을 위한 다양한 기계 학습 알고리즘은 기존 모델 또는 지식 기반 접근과 비교할 때 놀라운 성능을 보여주고 있다. 최근 3D 자동 두부 계측 기준점 검출 방법들을 검토한 결과, 딥 러닝(deep learning) 방법이 다른 방법보다 더 잘 수행되는 것으로 나타났다.

[0005] 다양한 기계 학습 방법 중 심층 강화 학습(deep reinforcement learning)(DRL)이 최근 3D 위치 추정(localization)에 대한 우수한 것으로 주목을 받고 있다. DRL은 또한 정상 또는 질병에 걸린 인간 모델을 포함하는 의학 연구에서 자주 이용되기 때문에 제한된 레이블 데이터 작업에 유용한 것으로 간주된다.

[0006] 두부 계측 분석의 임상 수행과 3D 두부 계측 연구에 대한 자체 평가 과정에서, 전문가/의사에 의한 전문적인 기준점 검출이 공통 패턴을 공유하는 경향이 있음을 알게 되었다. 먼저 해부학적 지식과 방사선 영상의 특징적인 방향에 기초하여 영상의 전역적 특징들(global features)에 초점을 맞추고, 그 후 기준점 좌표 값의 최종 결정을 위해 전역적 특징 포착 이후 국부 영역(local region)으로 이동한다. 이러한 전역에서 국부로의 관심 이동의 패턴은 잘 알려져 있으며 자동 두부 계측, 특히 2D 두부 계측에 적용되어 왔다.

[0007] 그러나 3D 모델의 3D 기준점 추측은 2D에 비해 해부학적 구조의 복잡성과 차원이 증가하기 때문에 이러한 접근법을 사용하여 간단하게 완료할 수 없다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0008] 따라서 본 발명이 해결하고자 하는 기술적 과제는 단단계 심층 강화학습을 이용한 3차원 형태-해부학적 기준점 검출 방법 및 장치를 제공하는 것이다.

과제의 해결 수단

[0009] 상기한 기술적 과제를 해결하기 위한 본 발명에 따른 3차원 기준점 검출 방법은 3차원 영상 데이터에 볼륨 렌더링을 수행하여 3차원 볼륨 렌더링 모델 데이터를 생성하는 단계, 상기 3차원 볼륨 렌더링 모델 데이터를 구성하는 2차원 뷰 영상에서 심층 강화학습 에이전트를 이용하여 기준점에 대응하는 2차원 좌표값을 구하고, 상기 2차

원 좌표값을 기초로 구해지는 상기 3차원 영상 데이터의 1차원 프로파일을 기초로 상기 기준점에 대응하는 나머지 1차원 좌표값을 구하는 단일-스테이지 DRL 적용 단계 - 상기 1차원 프로파일은 상기 2차원 뷰 영상에 수직이면서 상기 2차원 좌표값에 대응하는 점을 지나는 축에서의 3차원 영상 데이터 값으로 이루어짐 -, 및 상기 3차원 볼륨 렌더링 모델 데이터를 구성하는 2차원 뷰 영상에서 심층 강화학습 에이전트를 이용하여 기준점에 대응하는 2차원 좌표값을 구하고, 상기 구해진 2차원 좌표값을 기초로 정해지는 2차원 뷰 영상에서 심층 강화학습 에이전트를 이용하여 기준점에 대응하는 2차원 좌표값을 구하는 것을 반복하여 기준점을 검출하는 멀티-스테이지 DRL 적용 단계를 포함한다.

[0010] 기준점 특성에 따라 상기 단일-스테이지 DRL 적용 및 상기 멀티-스테이지 DRL 적용 중 하나를 선택적으로 적용할 수 있다.

[0011] 상기 심층 강화학습 에이전트는 3차원 볼륨 렌더링 모델 데이터를 구성하는 2차원 뷰 영상에서 기준점에 대응하는 특징점을 검출하도록 심층 강화학습 알고리즘으로 훈련될 수 있다.

[0012] 상기 단일-스테이지 DRL 적용 단계는, 상기 3차원 볼륨 렌더링 모델 데이터를 구성하는 2차원 뷰 영상에서 심층 강화학습 에이전트를 통해 상기 기준점에 대응하는 2차원 좌표값을 구하는 단계, 및 상기 나머지 1차원 좌표값에 대응하는 상기 3차원 영상 데이터의 1차원 프로파일에 비선형 확산방정식을 적용한 후 1차 도함수(first order derivative) 값의 최대치가 있는 위치를 상기 나머지 1개의 좌표값으로 1차 도함수 구하는 단계를 포함한다.

[0013] 상기 단일-스테이지 DRL 적용 단계는, 상기 3차원 볼륨 렌더링 모델 데이터를 구성하는 2차원 뷰 영상에서 심층 강화학습 에이전트를 통해 상기 기준점에 대응하는 2차원 좌표값을 구하는 단계, 및 상기 나머지 1차원 좌표값에 대응하는 상기 3차원 영상 데이터의 1차원 프로파일을 아래 수학적 식을 이용하여 변환하는 단계, 그리고 상기 변환된 프로파일에서 잡음을 제거하기 위한 비선형 확산 프로파일을 적용하는 단계, 그리고 상기 비선형 확산 방정식이 적용된 프로파일에 1차 도함수를 취한 후 최대 기울기가 있는 위치를 상기 나머지 1차원 좌표값으로 구하는 단계를 포함하고,

$$IE(x) = \tanh\left(\frac{x - L}{W}\right)$$

[0014]

[0015] 여기서 x는 상기 3차원 영상 데이터 값, L은 상기 3차원 영상 데이터 값 범위의 중심, W는 스케일 값일 수 있다.

[0016] 상기 멀티-스테이지 DRL 적용 단계는, 상기 3차원 볼륨 렌더링 모델 데이터를 구성하는 2차원 투영 뷰 영상에서 제1 심층 강화학습 에이전트를 이용하여 상기 기준점에 대응하는 제1 2차원 좌표값을 구하는 단계; 그리고 상기 3차원 볼륨 렌더링 모델 데이터를 구성하는 제1 절단 뷰 영상에서 제2 심층 강화학습 에이전트를 이용하여 상기 기준점에 대응하는 제2 2차원 좌표값을 구하는 단계 - 상기 제1 절단 뷰 영상은 상기 제1 2차원 좌표값에 의해 정해지는 평면에 대응함 - ; 를 포함할 수 있다.

[0017] 상기 제1 2차원 좌표값 중에서 상기 제2 2차원 좌표값에 포함되지 않은 좌표값과 상기 제2 2차원 좌표값으로 상기 기준점에 대응하는 3차원 좌표값을 구할 수 있다.

[0018] 상기 멀티-스테이지 DRL 적용 단계는, 상기 3차원 볼륨 렌더링 모델 데이터를 구성하는 제2 절단 뷰 영상에서 제3 심층 강화학습 에이전트를 이용하여 상기 기준점에 대응하는 제3 2차원 좌표값을 구하는 단계 - 상기 제2 절단 뷰 영상은 상기 제2 2차원 좌표값에 의해 정해지는 평면에 대응함 - ; 를 더 포함할 수 있다.

[0019] 상기 3차원 영상 데이터는, CT(Computed Tomography), CBCT(Cone Beam Computed Tomography), MRI(Magnetic resonance imaging), PET(Positron Emission Tomography), 및 SPECT(Single-Photon Emission Computed Tomography) 중 어느 하나일 수 있다.

[0020] 상기 기준점 유형은 미리 정해져 있을 수 있다.

[0021] 상기 3차원 영상 데이터는, 환자 두부(skull) 혹은 신체 타부위를 촬영하여 획득한 것일 수 있다.

발명의 효과

[0022] 본 발명에 의하면 3차원 영상 데이터 처리의 복잡성을 극복하면서 3차원 기준점을 유형에 따라 효율적으로 정확

하게 검출할 수 있는 장점이 있다.

도면의 간단한 설명

- [0023] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 다단계 심층 강화학습을 이용한 3차원 해부학적 기준점 검출 장치의 구성도이다.
- 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 다단계 심층 강화학습을 이용한 3차원 해부학적 기준점 검출 장치의 동작을 개념적으로 나타낸 도면이다.
- 도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 1차 도함수 기반 경계 추정 기법을 설명하기 위한 도면이다.
- 도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 다단계 심층 강화학습을 이용한 3차원 해부학적 기준점 검출 방법의 흐름도이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0024] 그러면 첨부한 도면을 참고로 하여 본 발명의 실시예에 대하여 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자가 용이하게 실시할 수 있도록 상세히 설명한다.
- [0025] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 다단계 심층 강화학습을 이용한 3차원 해부학적 기준점 검출 장치의 구성도이고, 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 다단계 심층 강화학습을 이용한 3차원 해부학적 기준점 검출 장치의 동작을 개념적으로 나타낸 도면이다.
- [0026] 도 1을 참고하면, 본 발명에 따른 3차원 기준점 검출 시스템은 영상 획득 장치(200), 영상 저장 장치(300) 및 3차원 기준점 검출 장치(100)를 포함할 수 있다.
- [0027] 영상 획득 장치(200)는 객체에 대한 3차원(three dimension, 3D) 영상 데이터를 획득하는 장치이다. 여기서 3차원 영상 데이터는 CT(Computed Tomography), CBCT(Cone Beam Computed Tomography), MRI(Magnetic resonance imaging), PET(Positron Emission Tomography) 또는 SPECT(Single-Photon Emission Computed Tomography) 등의 타입으로 획득되는 데이터일 수 있다. 객체는 두부(Skull) 등과 같은 신체 부위일 수 있다.
- [0028] 영상 저장 장치(300)는 영상 획득 장치(200)에서 획득되었거나 외부의 의료기관 또는 연구기관을 포함한 외부 의료영상정보 제공기관으로부터 제공되는 3차원 영상 데이터를 저장할 수 있다.
- [0029] 3차원 기준점 검출 장치(100)는 영상 획득 장치(200) 또는 영상 저장 장치(300)로부터 제공되는 3차원 영상 데이터로부터 3차원 기준점(landmark point)을 검출할 수 있다.
- [0030] 이를 위해 3차원 기준점 검출 장치(100)는 데이터 수신부(110), 3차원 볼륨 렌더링 모델 생성부(120), 기계 학습부(130), 단일-스테이지 DRL 적용부(140), 멀티-스테이지 DRL 적용부(150), 저장부(160), 표시부(170) 및 제어부(180)를 포함할 수 있다.
- [0031] 데이터 수신부(110)는 영상 획득 장치(200) 또는 영상 저장 장치(300)에서 3차원 영상 데이터를 수신할 수 있다. 예를 들어 데이터 수신부(110)는 DICOM 포맷의 CT 데이터를 영상 획득 장치(200) 또는 영상 저장 장치(300)에서 수신할 수 있다.
- [0032] 3차원 볼륨 렌더링 모델 생성부(120)는 3차원 영상 데이터에 볼륨 렌더링을 수행하여 3차원 볼륨 렌더링 모델 데이터를 생성할 수 있다. 예를 들어 3차원 볼륨 렌더링 모델 생성부(120)는 3차원 시각화 소프트웨어 라이브러리(3D Visualization Software Library)를 사용하여 볼륨 렌더링 3차원 모델 데이터를 다음 단계에 따라 생성할 수 있다. 2차원 투영 이미지(2D projection image)는 볼륨 렌더링 알고리즘에 의해 획득되고, 특별히 뼈를 강조하는 볼륨 렌더링 방법을 적용할 수 있다.
- [0033] 이러한 볼륨 렌더링 기법은 색상 반투명 볼륨의 2차원 투영을 계산하여 샘플링된 함수의 3D 공간 차원을 시각화하는 잘 알려진 기술이다. 3차원 CT 데이터의 볼륨 렌더링 시각화는 해부학적 구조를 보다 명확하게 인식하고 뼈와 연조직 프로파일 사이를 쉽게 이동할 수 있도록 도와준다. 후자의 기능은 2D 및 3D 두부 측정에서 빈번한 절차인 동시에 뼈 및 연조직 기준점 검출 시 유용할 수 있다.
- [0034] 볼륨 렌더링 3차원 모델 데이터는 아래와 같은 2차원 뷰 영상으로 구성될 수 있다. 앞에서 바라본 뷰(Anterior View), 뒤에서 바라본 뷰(Posterior View), 위에서 바라본 뷰(Top View), 밑에서 바라본 뷰(Bottom View), 좌측에서 바라본 뷰(Left View) 및 우측에서 바라본 뷰(Right View) 등의 뷰 방향을 가지는 2차원 투영 뷰 영상을

포함할 수 있다. 또한 볼륨 렌더링 3차원 모델 데이터는 복수의 2차원 절단 뷰를 포함할 수 있다. 여기서 2차원 절단 뷰는 외부 컨텍스트(context)를 완전히 희생하지 않고 내부 특징을 가시화할 수 있도록 선택적으로 제거된 뷰일 수 있다. 3차원 볼륨 렌더링 모델 생성부(120)는 절단 뷰에서 기준점을 찾기 위해 관심없는 영역에서 투명도 적용으로 복셀 전처리를 수행할 수 있다.

[0035] 기계 학습부(130)는 2차원 뷰 영상에서 기준점에 대응하는 2차원 특징점을 검출하도록 심층 강화학습 에이전트를 심층 강화학습(deep reinforcement learning) 알고리즘으로 훈련시킬 수 있다.

[0036] 도 2에서 TRAINING phase 3에 예시한 것과 같이, 심층 강화학습 훈련은 환경이 에이전트의 행동에 반응하고, 에이전트가 환경으로부터 최대 보상을 얻기 위해 즉 기준 좌표에 가장 가까운 위치에 도달하기 위해 지속적으로 행동하는 방식으로 구성된다. 심층 강화학습 알고리즘으로 double deep Q-network로 알려진 강화 학습 훈련 프레임 워크가 채택될 수 있다.

[0037] 심층 강화학습 에이전트는 기준점 각각에 대해서 2차원 뷰 영상별로 훈련될 수 있다. 도 2에서 TRAINING phase 2에 예시한 것과 같이 브레그마(Bregma)에 대해서는 탑 뷰(Top View) 영상을 이용하여 심층 강화학습 에이전트를 훈련시킬 수 있다. 그리고 나시온(nasion)에 대해서는 앞에서 바라본 뷰(Anterior View) 영상과 시상 절단 뷰(sagittal Cut view) 영상을 이용하여 심층 강화학습 에이전트를 각각 훈련시킬 수 있다. 한편 대후두공 중심(center of foramen magnum)(CFM)에 대해서는 시상 절단 뷰 영상과 축 절단 뷰(axial Cut view) 영상을 이용하여, 즉 2개의 절단 뷰 영상에 대해서 심층 강화학습 에이전트를 각각 훈련시킬 수 있다.

[0038] 각각의 기준점에 대해 어느 뷰 방향에 대해 심층 강화학습 에이전트를 훈련시킬 것인지, 하나의 뷰 방향에 대해서만 훈련시킬 것인지 또는 2개 이상의 뷰 방향에 대해서 훈련시킬 것인지 등에 대해서 전문가에 의해 미리 정할 수 있다.

[0039] 단일-스테이지 DRL 적용부(140)는 3차원 볼륨 렌더링 모델 데이터를 구성하는 2차원 뷰 영상에서 심층 강화학습 에이전트를 이용하여 기준점에 대응하는 특징점을 검출할 수 있다. 2차원 뷰 영상에서 검출된 특징점은 기준점의 3차원 좌표값 중에서 2개의 좌표값에 해당한다.

[0040] 그리고 단일-스테이지 DRL 적용부(140)는 앞서 2차원 뷰 영상에서 검출한 2차원 좌표값을 기초로 구해지는 3차원 영상 데이터(CT 데이터)의 1차원 프로파일을 이용하여 기준점에 대응하는 나머지 1개의 좌표값을 구하여 최종적으로 기준점을 검출할 수 있다. 여기서 3차원 영상 데이터의 1차원 프로파일은 2차원 뷰 영상에 수직이면서 특징점을 지나는 축에서의 3차원 영상 데이터 값으로 이루어진다.

[0041] 예컨대 도 2의 INFERENCE phase 2 및 phase 3의 윗 부분에 예시한 것과 같이, 단일-스테이지 DRL 적용부(140)는 기준점이 브레그마인 경우 2차원 탑 뷰 영상에서 기준점에 대응하는 특징점의 2차원 좌표값(x, y)을 심층 강화학습 에이전트를 이용하여 먼저 검출할 수 있다. 그리고 단일-스테이지 DRL 적용부(140)는 3차원 영상 데이터의 1차원 프로파일에 1차 도함수 기반 경계 추정 기법을 적용하여 나머지 기준점의 3차원 좌표값 중에서 나머지 1개의 좌표값(z)을 구한다. 여기서 3차원 영상 데이터의 1차원 프로파일은 2차원 뷰 영상에 수직이면서 특징점(x, y)을 지나는 축에서 3차원 영상 데이터 값을 나타낸다.

[0042] 도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 1차 도함수 기반 경계 추정 기법을 설명하기 위한 도면이다.

[0043] 도 3을 참고하면, 연조직과 피질 뼈 사이의 경계에서 CT 값(3차원 영상 데이터 값)의 급격한 기울기 변화에 대한 결과(그림 3A 참조)는 기준점의 깊이를 감지하는 데 사용될 수 있다. 예를 들어 뼈의 표면에 기준점(예컨대 나시온 포인트)을 얻으려면 먼저 두개골의 전방 뷰에 DRL 알고리즘을 적용하여 기준점의 3차원 좌표 중 x 및 z 값을 얻을 수 있다. 특징점(x, z)에서 y 축을 따라 CT 값의 나머지 1 차원 프로파일은 아래에서 제안하는 기울기 값을 사용하여 강력한 경계 감지를 통해 얻을 수 있다. 뼈 강도 향상 함수 IE(x)는 아래 수학적 식 1 같이 정의될 수 있다.

[0044] [수학적 식 1]

$$IE(x) = \tanh\left(\frac{x - L}{W}\right)$$

[0045] 여기서 x는 CT 값, L은 CT 값 범위의 중심, W는 스케일 값이다. IE(x)의 적용은 CT 값의 1 차원 프로파일(도 3A의 파란색 선)을 향상된 뼈 강도(도 3B의 주황색 선)를 가진 단순한 프로파일로 바꾼다. 그러나 잡음(noise)이 있는 상황에서 1차 도함수를 통한 경계 검출에 잡음을 제거 하는 것이 필요하다. 이를 위해 구조 텐서

(structure tensor)를 사용하는 비선형 확산 방정식을 적용할 수 있다. 잡음이 감소된 프로파일에 1차 도함수를 취한 후 최대값을 가지는 위치를 뼈 표면의 위치로 하여, 나머지 좌표값을 결정할 수 있다(도 3C 참조).

- [0047] 도 3A는 검출된 기준점, 나시온 및 별표(*)로 지시하는 상자를 통과하는 방사선 빔 모방 선(파란색 파선)이 있는 시상면의 단면 CT 이미지를 나타낸다. 별표(*)로 지시하는 상자를 이중 별표(**) 및 y 방향 선(파란색 실선)이 있는 왼쪽 하단의 큰 상자로 확대하여 표시하였다. 도 3B에서 파란색 실선은 공기, 나시온, 연조직(soft tissue) 및 뼈조직(bone tissue)을 통과하는 y축 선(도 3의 A에서 파란색 파선에 대응)을 따른 Hounsfield 단위 값의 이미지 밀도 프로파일의 1차원 그래프이다. 그리고 주황색 파선은 뼈 인텐시티 강화 프로파일(bone intensity-enhanced profile)을 나타낸다. 도 3의 C에서 주황색 실선은 뼈 인텐시티 강화 프로파일의 비선형 확산 프로파일을 나타내고, 뼈의 최종 경계 추정은 화살촉과 회색 영역으로 표시된다.
- [0048] 멀티-스테이지 DRL 적용부(150)는 3차원 볼륨 렌더링 모델 데이터를 구성하는 2차원 뷰 영상에서 심층 강화학습 에이전트를 이용하여 기준점에 대응하는 2차원 좌표값을 구하는 것을 2회 이상 반복하여 기준점을 검출할 수 있다.
- [0049] 구체적으로 멀티-스테이지 DRL 적용부(150)는 2차원 투영 뷰 영상에서 심층 강화학습 에이전트를 이용하여 기준점에 대응하는 특징점을 일차적으로 추출할 수 있다. 그리고 멀티-스테이지 DRL 적용부(150)는 2차원 투영 뷰 영상에서 구한 특징점의 2차원 좌표값을 이용하여 새로 구성된 2차원 절단 평면 뷰 영상에서 심층 강화학습 에이전트를 이용하여 기준점에 대응하는 특징점을 다시 추출할 수 있다.
- [0050] 예컨대 도 2의 INFERENCE phase 2 및 phase 3의 아래 부분에 예시한 것과 같이 포리온에 대해서, 먼저 2차원 측면 뷰 영상에서 첫 번째 심층 강화학습 에이전트를 이용하여 특징점의 좌표값 y와 z를 구할 수 있다. 그리고 앞에서 결정된 y 좌표 값을 기반으로 2차원 절단 평면 뷰 영상을 구성하고 두 번째 심층 강화학습 에이전트를 이용하여 특징점의 좌표값 x와 z를 구할 수 있다. 첫 번째 심층 강화학습 에이전트를 이용하여 구한 좌표 값 y, 그리고 두 번째 심층 강화학습 에이전트를 이용하여 구한 좌표 값 x와 z를 이용하여 최종적으로 기준점의 좌표 값 x, y, z를 구할 수 있다.
- [0051] 물론 실시예에 따라서 첫 번째 심층 강화학습 에이전트를 이용하여 특징점의 좌표값 y와 z를 구하고, 앞에서 결정된 z 좌표 값을 기반으로 2차원 절단 평면 뷰 영상을 구성하고 두 번째 심층 강화학습 에이전트를 이용하여 특징점의 좌표값 x와 y를 구할 수도 있다. 이렇게 첫 번째와 두 번째에 어떤 방향의 2차원 투영 뷰, 2차원 절단 뷰를 이용할 것인지는 검출대상 기준점에 따라서 미리 정해져 있을 수 있다.
- [0052] 실시예에 따라서 기준점의 유형에 따라 심층 강화학습 에이전트를 이용하여 기준점에 대응하는 2차원 좌표값을 구하는 것을 3회 이상 반복하도록 구현하는 것도 가능하다. 이 경우는 예컨대 위에서 두 번째 심층 강화학습 에이전트를 이용하여 구한 좌표 값 x와 z 중 하나를 이용하여 2차원 절단 평면 뷰 영상을 새로 구성하고 심층 강화학습 에이전트를 이용하여 특징점을 검출하는 작업을 반복할 수 있다. 안와공(infraorbital foramen)과 같은 일부 기준점에 대해서는 DRL을 3회 이상 반복하여 기준점을 최종적으로 검출하도록 구성할 수 있다.
- [0053] 저장부(180)는 3차원 기준점 검출 장치(100)의 동작과 관련된 각종 데이터 및 프로그램 등을 저장할 수 있다.
- [0054] 저장부(180)는 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 메모리 장치로 구현될 수 있다.
- [0055] 표시부(185)는 3차원 기준점 검출 장치(100)의 동작과 관련된 각종 정보를 화면에 표시할 수 있다. 표시부(185)는 LCD 디스플레이 장치, LED 디스플레이 장치 등과 같은 디스플레이 장치로 구현될 수 있다.
- [0056] 제어부(190)는 3차원 기준점 검출 장치(100)의 전체적인 동작을 제어할 수 있다. 제어부(190)는 기준점 유형에 따라 단일-스테이지 DRL 적용 및 멀티-스테이지 DRL 적용 중 하나를 선택적으로 적용하여 기준점을 검출한다.
- [0057] 기준점의 유형은 전문가에 의해 미리 정해질 수 있다. 실시예에 따라 학습된 분류기에 의해 자동으로 분류될 수도 있으며 변경 가능하다.
- [0058] 그리고 기준점의 유형별로 단일-스테이지 DRL 적용 또는 멀티-스테이지 DRL 적용이 미리 정해질 수 있다. 단일-스테이지 DRL 적용만으로도 정확도가 충분한 유형에 대해서는 계산 부담과 복잡성을 피하기 위해 단일-스테이지 DRL 적용하도록 정해지고, 그렇지 않은 경우는 멀티-스테이지 DRL 적용하도록 정해질 수 있다.
- [0059] 기준점은 해부학적 특성이나 기하학적 특성에 의해 유형을 구분할 수 있다. 일반적으로 기준점 유형은 아래와

같이 3가지 유형으로 크게 구분할 수 있다.

- [0060] 유형 1은 브레그마(bregma)와 나시온(nasion)이 포함될 수 있으며, 2개 이상 골조직(bone tissue)의 병치(juxtaposition)된 위치가 기준점일 수 있다.
- [0061] 유형 2는 셀라(sella), 전비극(anterior nasal spine), 안와 하공(infraorbital foramen), 안와(orbitale) 및 이공(mental foramen) 등이 포함될 수 있으며, 최대 곡률(maxima of curvature) 또는 국소 형태 발생 프로세스(local morphogenetic processes) 상에 위치하는 기준점일 수 있다.
- [0062] 유형 3은 포리온(porion), 대후두공 중심(center of foramen magnum), 하악 공(mandibular foramen) 및 포고니온(pogonion)을 포함할 수 있다.
- [0063] 위에 예시한 기준점 구분 유형들은 기준점 별로 단일-스테이지 DRL과 멀티-스테이지 DRL 적용이 미리 정해질 수 있다. 실시예에 따라 또는 장치를 사용하는 조작자에 의해 다르게 정해질 수 있다. 단, 기준점이 골 표면에 있지 않고, 주변 골로 해당 기준점을 특정할 수 없는 기준점들은 멀티-스테이지 DRL을 적용할 수 있다.
- [0064] 도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 다단계 심층 강화학습을 이용한 3차원 해부학적 기준점 검출 방법의 흐름도이다.
- [0065] 도 4를 참고하면, 먼저 3차원 볼륨 렌더링 모델 생성부(120)는 3차원 영상 데이터에 볼륨 렌더링을 수행하여 3차원 볼륨 렌더링 모델 데이터를 생성할 수 있다(S410).
- [0066] 이후 제어부(190)는 검출 대상 기준점의 유형에 따라 단일-스테이지 DRL 적용과 멀티-스테이지 DRL 적용을 선택한다(S420).
- [0067] 단일-스테이지 DRL 적용이 선택되면(S420-A), 단일-스테이지 DRL 적용부(140)는 3차원 볼륨 렌더링 모델 데이터를 구성하는 2차원 뷰 영상에서 심층 강화학습 에이전트를 이용하여 기준점에 대응하는 특징점을 검출할 수 있다(S431). 2차원 뷰 영상에서 검출된 특징점은 기준점의 3차원 좌표값 중에서 2개의 좌표값에 해당한다.
- [0068] 그리고 단일-스테이지 DRL 적용부(140)는 앞서 2차원 뷰 영상에서 검출한 2차원 좌표값을 기초로 구해지는 3차원 영상 데이터(CT 데이터)의 1차원 프로파일에 1차 도함수 기반 경계 추정 기법을 적용하여 기준점에 대응하는 나머지 1개의 좌표값을 구하여 최종적으로 기준점을 검출할 수 있다(S435). 여기서 3차원 영상 데이터의 1차원 프로파일은 2차원 뷰 영상에 수직이면서 특징점을 지나는 축에서의 3차원 영상 데이터 값으로 이루어진다.
- [0069] 한편 멀티-스테이지 DRL 적용이 선택되면(S420-B), 멀티-스테이지 DRL 적용부(150)는 2차원 투영 뷰 영상에서 첫 번째 심층 강화학습 에이전트를 이용하여 기준점에 대응하는 특징점을 일차적으로 추출할 수 있다(S440a).
- [0070] 그리고 멀티-스테이지 DRL 적용부(150)는 2차원 투영 뷰 영상에서 구한 특징점의 2차원 좌표값을 이용하여 새로 구성된 2차원 절단 평면 뷰 영상에서 두 번째 심층 강화학습 에이전트를 이용하여 기준점에 대응하는 특징점을 다시 추출할 수 있다(S440b). 이와 같이 멀티-스테이지 DRL 적용부(150)는 단계(S440a)에서 구한 특징점의 좌표값 2개와 단계(S440a)에서 구한 1개의 좌표값으로 기준점의 3차원 좌표값을 검출할 수 있다.
- [0071] 예컨대 검출대상 기준점에 대해서 단계(S440a)에서 미리 정해진 2차원 뷰 영상(xy 평면)에서 1차 DRL을 적용하여 구해진 특징점의 좌표값이 (x_1, y_1) 이라고 가정하고, 해당 기준점에 대해 2차 DRL을 적용하도록 정해진 평면이 $y = y_1$ 이라고 가정한다. 그리고 평면($y = y_1$)에 대응하는 2차원 절단 뷰 영상에서 2차 DRL을 적용하여 구해진 특징점의 좌표값이 (x_2, z_2) 이면, 가장 간단하게는 (x_2, y_1, z_2) 을 기준점의 3차원 좌표값으로 검출할 수 있다.
- [0072] 한편 실시예에 따라서 기준점의 유형에 따라 심층 강화학습 에이전트를 이용하여 기준점에 대응하는 2차원 좌표값을 구하는 것을 3회 이상 n번까지 반복하도록 구현하는 것도 가능하다(S440n). 이 경우는 가장 마지막 심층 강화학습 에이전트를 이용하여 구한 특징점의 2차원 좌표값과 그 직전에 구한 나머지 차원의 1개 좌표값으로 기준점의 3차원 좌표값을 구할 수 있다.
- [0073] 이상에서 설명된 실시예들은 하드웨어 구성요소, 소프트웨어 구성요소, 및/또는 하드웨어 구성요소 및 소프트웨어 구성요소의 조합으로 구현될 수 있다. 예를 들어, 실시예들에서 설명된 장치, 방법 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 컨트롤러를 포함할 수 있다. 또한, 병렬 프로세서 (parallel processor)와 같은, 다른 처리 구성 (processing configuration)도 가능하다.

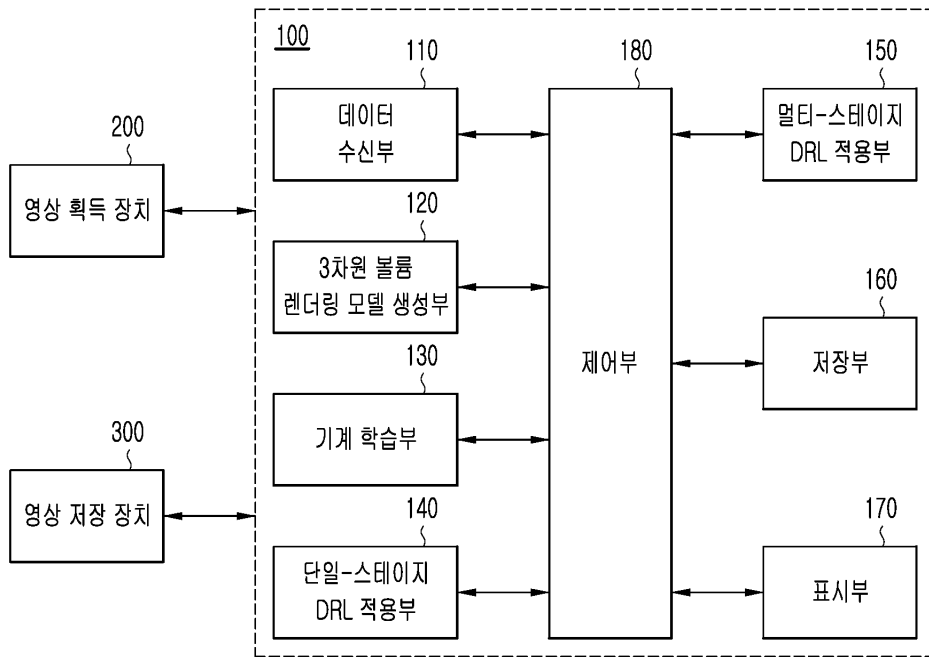
[0074] 소프트웨어는 컴퓨터 프로그램 (computer program), 코드 (code), 명령 (instruction), 또는 이들 중 하나 이상의 조합을 포함할 수 있으며, 원하는 대로 동작하도록 처리 장치를 구성하거나 독립적으로 또는 결합적으로 (collectively) 처리 장치를 명령할 수 있다. 소프트웨어 및/또는 데이터는, 처리 장치에 의하여 해석되거나 처리 장치에 명령 또는 데이터를 제공하기 위하여, 어떤 유형의 기계, 구성요소 (component), 물리적 장치, 가상 장치 (virtual equipment), 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.

[0075] 실시 예에 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.

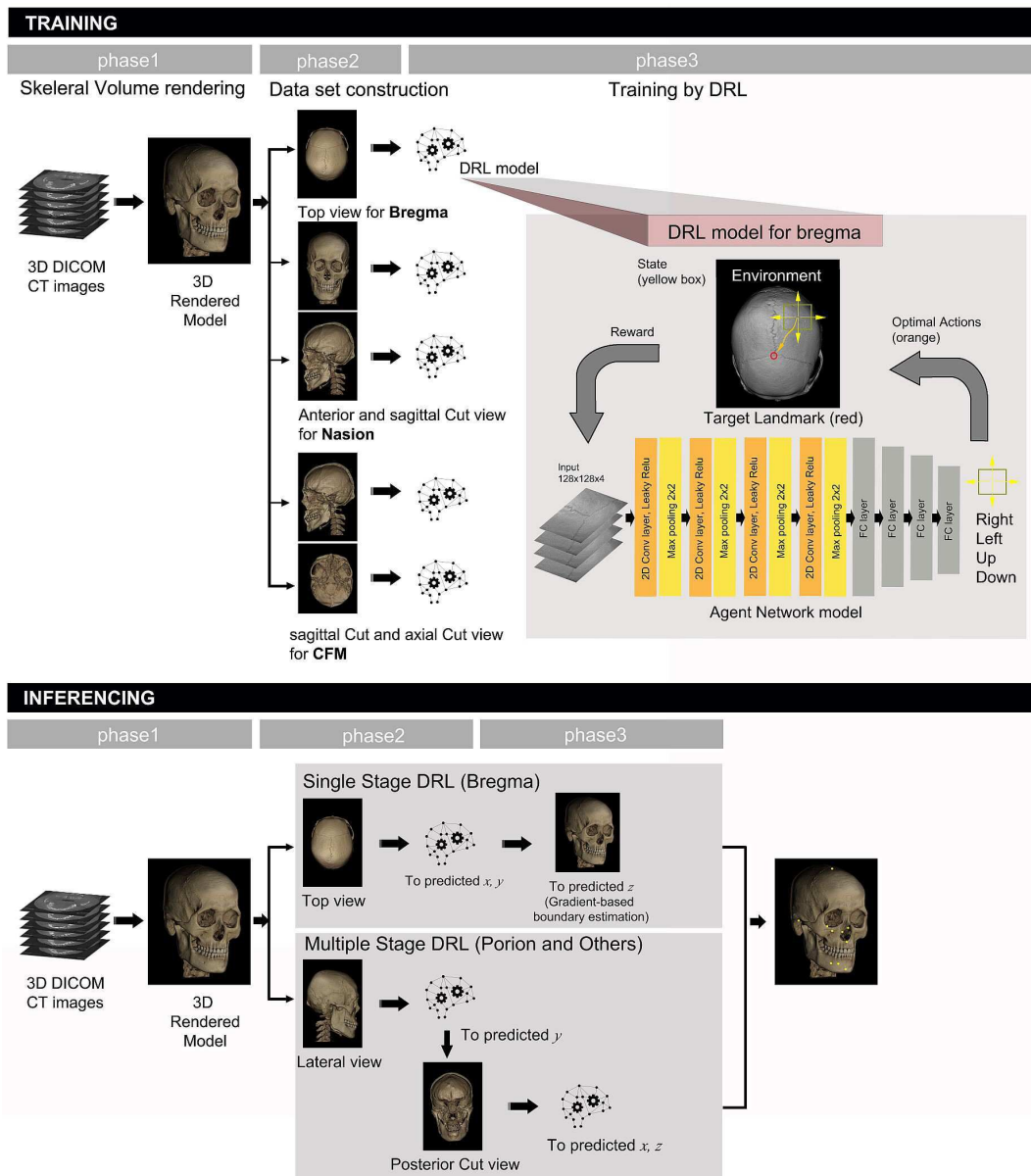
[0076] 이상과 같이 실시예들이 비록 한정된 도면에 의해 설명되었으나, 해당 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자라면 상기를 기초로 다양한 기술적 수정 및 변형을 적용할 수 있다. 예를 들어, 설명된 기술들이 설명된 방법과 다른 순서로 수행되거나, 및/또는 설명된 시스템, 구조, 장치, 회로 등의 구성요소들이 설명된 방법과 다른 형태로 결합 또는 조합되거나, 다른 구성요소 또는 균등물에 의하여 대치되거나 치환되더라도 적절한 결과가 달성될 수 있다.

도면

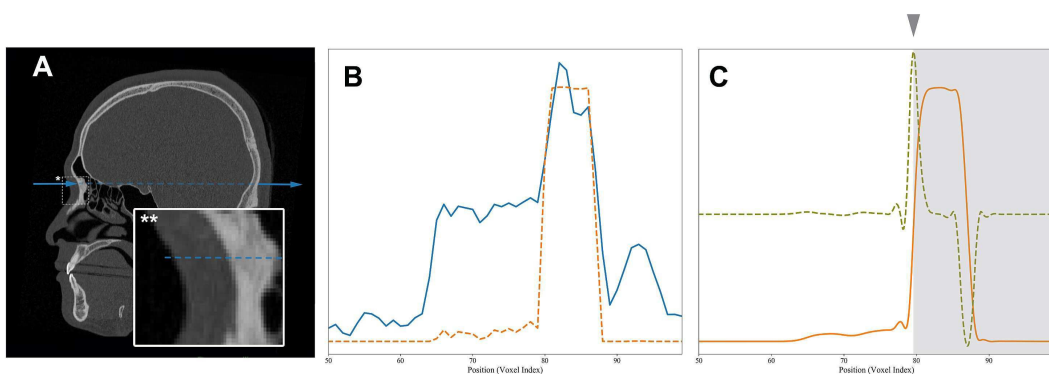
도면1



도면2



도면3



도면4

