(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2025-0093700
(43) 공개일자 2025년06월25일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06N 3/0442 (2023.01) *B64G 3/00* (2024.01)
G06N 3/04 (2023.01) *G06N 3/08* (2023.01)
(52) CPC특허분류
G06N 3/0442 (2023.01)
B64G 3/00 (2024.01)
(21) 출원번호 10-2023-0183313
(22) 출원일자 2023년12월15일
심사청구일자 2023년12월15일

(71) 출원인
세종대학교산학협력단
서울특별시 광진구 능동로 209 (군자동, 세종대학교)
(72) 발명자
이성섭
서울특별시 광진구 능동로 209, 세종대학교 광개토관 1015a
윤현만
서울특별시 중랑구 면목로73가길 3, 201호 (면목동)
최인수
경기도 의정부시 부용로 137, 303동 401호
(74) 대리인
김연권

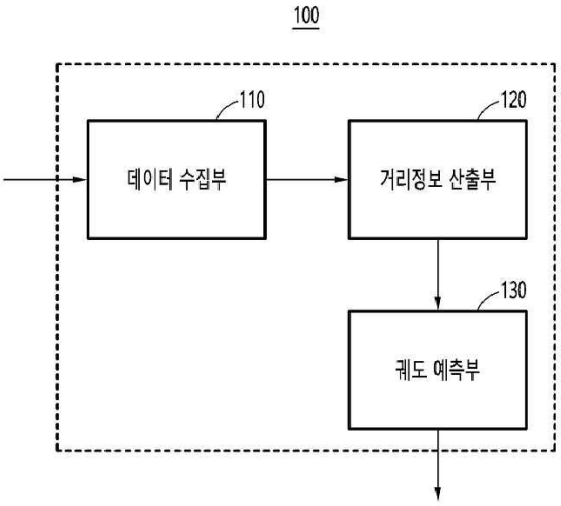
전체 청구항 수 : 총 11 항

(54) 발명의 명칭 **딥러닝 모델에 기반하는 거리정보 산출장치 및 그 방법**

(57) 요 약

본 발명은 거리정보 산출장치 및 그 방법에 관한 것으로, 일실시예에 따른 거리정보 산출장치는 타겟 위성에 대한 각도 데이터(Angle data)를 수집하는 데이터 수집부 및 타겟 위성에 대한 각도 데이터를 딥러닝 모델에 입력하여 타겟 위성에 대응되는 거리정보 데이터(Range data)를 산출하는 거리정보 산출부를 포함한다.

대 표 도 - 도1



(52) CPC특허분류
G06N 3/049 (2023.01)
G06N 3/082 (2023.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711195701
과제번호	00232134
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	정보통신기획평가원
연구사업명	실감콘텐츠핵심기술개발사업
연구과제명	메타버스 기반 우주물체 궤도 정보 가시화 및 연동 기술 개발
기 여 율	1/1
과제수행기관명	피씨엔
연구기간	2023.04.01 ~ 2023.12.31

명 세 서

청구범위

청구항 1

타겟 위성에 대한 각도 데이터(Angle data)를 수집하는 데이터 수집부; 및

상기 타겟 위성에 대한 각도 데이터를 딥러닝 모델에 입력하여 상기 타겟 위성에 대응되는 거리정보 데이터(Range data)를 산출하는 거리정보 산출부

를 포함하는 거리정보 산출장치.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 각도 데이터는,

상기 타겟 위성에 대한 방위각(Azimuth angle) 데이터 및 앙각(Elevation angle) 데이터 중 적어도 하나를 포함하는

거리정보 산출장치.

청구항 3

제1항에 있어서,

상기 거리정보 산출부는,

복수의 위성 중 적어도 하나의 위성에 대한 각도 학습 데이터를 구성하고, 상기 각도 학습 데이터를 이용한 학습 과정에 통해 상기 딥러닝 모델을 생성하는

거리정보 산출장치.

청구항 4

제3항에 있어서,

상기 각도 학습 데이터는,

상기 적어도 하나의 위성에 대한 방위각의 사인(sin) 연산 데이터, 상기 적어도 하나의 위성에 대한 방위각의 코사인(cos) 연산 데이터, 상기 적어도 하나의 위성에 대한 앙각의 사인(sin) 연산 데이터, 상기 적어도 하나의 위성에 대한 앙각의 코사인(cos) 연산 데이터, 상기 적어도 하나의 위성에 대한 방위각의 비율 데이터 및 상기 적어도 하나의 위성에 대한 앙각의 비율 데이터 중 적어도 하나의 데이터를 포함하는

거리정보 산출장치.

청구항 5

제1항에 있어서,

상기 거리정보 산출부는,

LSTM(Long Short-Term Memory)에 기반하는 상기 딥러닝 모델을 이용하여 상기 거리정보 데이터를 산출하는

거리정보 산출장치.

청구항 6

제1항에 있어서,

상기 거리정보 산출부는,

복수의 양방향 LSTM(biLSTM) 레이어를 포함하는 상기 딥러닝 모델을 이용하여 상기 거리정보 데이터를 산출하는 거리정보 산출장치.

청구항 7

제1항에 있어서,

상기 딥러닝 모델은,

상기 타겟 위성에 대한 각도 데이터를 입력으로 수신하는 제1 양방향 LSTM 레이어;

상기 제1 양방향 LSTM 레이어의 출력단에 연결되는 완전 연결 레이어(Fully Connected Layer);

상기 완전 연결 레이어의 출력단에 연결되어, 상기 완전 연결 레이어로부터 출력되는 데이터를 기 설정된 비율만큼 무작위로 비활성화 시키는 드롭 아웃 레이어(Drop Out Layer);

상기 드롭 아웃 레이어의 출력단에 연결되는 제2 양방향 LSTM 레이어;

상기 제2 양방향 LSTM 레이어의 출력단에 연결되는 제3 양방향 LSTM 레이어;

상기 제3 양방향 LSTM 레이어의 출력단에 연결되는 제4 양방향 LSTM 레이어; 및

제4 양방향 LSTM 레이어의 출력단에 연결되는 출력 레이어

를 포함하는 거리정보 산출장치.

청구항 8

제1항에 있어서,

상기 각도 데이터와 상기 거리정보 데이터에 기초하여 상기 타겟 위성의 궤도 정보를 예측하는 궤도 예측부

를 더 포함하는 거리정보 산출장치.

청구항 9

데이터 수집부에서, 타겟 위성에 대한 각도 데이터(Angle data)를 수집하는 단계; 및

거리정보 산출부에서, 상기 타겟 위성에 대한 각도 데이터를 딥러닝 모델에 입력하여 상기 타겟 위성에 대응되는 거리정보 데이터(Range data)를 산출하는 단계

를 포함하는 거리정보 산출방법.

청구항 10

제9항에 있어서,

상기 거리정보 산출부에서, 복수의 위성 중 적어도 하나의 위성에 대한 각도 학습 데이터를 구성하고, 상기 각도 학습 데이터를 이용한 학습 과정에 통해 상기 딥러닝 모델을 생성하는 단계

를 더 포함하는 거리정보 산출방법.

청구항 11

제9항에 있어서,

궤도 예측부에서, 상기 각도 데이터와 상기 거리정보 데이터에 기초하여 상기 타겟 위성의 궤도 정보를 예측하는 단계

를 더 포함하는 거리정보 산출방법.

발명의 설명

기 술 분 야

[0001] 본 발명은 거리정보 산출장치에 관한 것으로, 보다 상세하게는 딥러닝 모델에 기초하여 위성의 거리정보를 산출하는 기술적 사상에 관한 것이다.

배 경 기 술

[0002] 기존에는 광학 관측 시에 획득되는 각도 데이터(Angle data)를 이용하여 위성 등의 우주 물체에 대한 궤도를 예측하는데, 이와 같이 각도 데이터 만으로 위성의 궤도를 예측하는 경우에는 위성의 실제 궤도 대비 상당한 오차가 발생되어, 궤도 예측 결과에 대한 신뢰도가 높지 않다는 문제가 있다.

선행기술문헌

특허문헌

[0003] (특허문헌 0001) 한국공개특허 제10-2011-0068702호, "이동 관제의 궤도결정 장치 및 방법".

(특허문헌 0002) 한국등록특허 제10-0903114호, "실시간 위성 궤도 결정 시스템 및 그 방법".

발명의 내용

해결하려는 과제

[0004] 본 발명은 위성에 대한 각도 데이터(Angle data)를 입력으로 수신하는 딥러닝 모델을 이용하여 관측소에서 위성까지의 거리정보 데이터(Range data)를 산출하는 거리정보 산출장치 및 그 방법을 제공하고자 한다.

[0005] 또한, 본 발명은 딥러닝 모델을 통해 산출된 거리정보 데이터에 기초하여 보다 높은 정확도로 위성의 궤도를 예측하는 거리정보 산출장치 및 그 방법을 제공하고자 한다.

과제의 해결 수단

[0006] 본 발명의 일실시예에 따른 거리정보 산출장치는 타겟 위성에 대한 각도 데이터(Angle data)를 수집하는 데이터 수집부 및 타겟 위성에 대한 각도 데이터를 딥러닝 모델에 입력하여 타겟 위성에 대응되는 거리정보 데이터(Range data)를 산출하는 거리정보 산출부를 포함할 수 있다.

[0007] 일측에 따르면, 각도 데이터는 타겟 위성에 대한 방위각(Azimuth angle) 데이터 및 앙각(Elevation angle) 데이터 중 적어도 하나를 포함할 수 있다.

[0008] 일측에 따르면, 거리정보 산출부는 복수의 위성 중 적어도 하나의 위성에 대한 각도 학습 데이터를 구성하고, 각도 학습 데이터를 이용한 학습 과정에 통해 딥러닝 모델을 생성할 수 있다.

[0009] 일측에 따르면, 각도 학습 데이터는 적어도 하나의 위성에 대한 방위각의 사인(sin) 연산 데이터, 적어도 하나의 위성에 대한 방위각의 코사인(cos) 연산 데이터, 적어도 하나의 위성에 대한 앙각의 사인(sin) 연산 데이터, 적어도 하나의 위성에 대한 앙각의 코사인(cos) 연산 데이터, 적어도 하나의 위성에 대한 방위각의 비율 데이터 및 적어도 하나의 위성에 대한 앙각의 비율 데이터 중 적어도 하나의 데이터를 포함할 수 있다.

[0010] 일측에 따르면, 거리정보 산출부는 LSTM(Long Short-Term Memory)에 기반하는 딥러닝 모델을 이용하여 거리정보 데이터를 산출할 수 있다.

[0011] 일측에 따르면, 거리정보 산출부는 복수의 양방향 LSTM(biLSTM) 레이어를 포함하는 딥러닝 모델을 이용하여 거리정보 데이터를 산출할 수 있다.

[0012] 일측에 따르면, 딥러닝 모델은 딥러닝 모델은 타겟 위성에 대한 각도 데이터를 입력으로 수신하는 제1 양방향 LSTM 레이어와, 제1 양방향 LSTM 레이어의 출력단에 연결되는 완전 연결 레이어(Fully Connected Layer)와, 완전 연결 레이어의 출력단에 연결되어, 완전 연결 레이어로부터 출력되는 데이터를 기 설정된 비율만큼 무작위로 비활성화 시키는 드롭 아웃 레이어(Drop Out Layer)와, 드롭 아웃 레이어의 출력단에 연결되는 제2 양방향 LSTM 레이어와, 제2 양방향 LSTM 레이어의 출력단에 연결되는 제3 양방향 LSTM 레이어와, 제3 양방향 LSTM 레이어의 출력단에 연결되는 제4 양방향 LSTM 레이어 및 제4 양방향 LSTM 레이어의 출력단에 연결되는 출력 레이어를 포함할 수 있다.

[0013] 일측에 따르면, 거리정보 산출장치는 각도 데이터와 거리정보 데이터에 기초하여 타겟 위성의 궤도 정보를 예측하는 궤도 예측부를 더 포함할 수 있다.

[0014] 본 발명의 일실시예에 따른 거리정보 산출방법은 데이터 수집부에서, 타겟 위성에 대한 각도 데이터(Angle data)를 수집하는 단계 및 거리정보 산출부에서, 타겟 위성에 대한 각도 데이터를 딥러닝 모델에 입력하여 타겟 위성에 대응되는 거리정보 데이터(Range data)를 산출하는 단계를 포함할 수 있다.

[0015] 일측에 따르면, 거리정보 산출방법은 거리정보 산출부에서, 복수의 위성 중 적어도 하나의 위성에 대한 각도 학습 데이터를 구성하고, 각도 학습 데이터를 이용한 학습 과정에 통해 딥러닝 모델을 생성하는 단계를 더 포함할 수 있다.

[0016] 일측에 따르면, 거리정보 산출방법은 궤도 예측부에서, 각도 데이터와 거리정보 데이터에 기초하여 타겟 위성의 궤도 정보를 예측하는 단계를 더 포함할 수 있다.

발명의 효과

[0017] 일실시예에 따르면, 본 발명은 위성에 대한 각도 데이터(Angle data)를 입력으로 수신하는 딥러닝 모델을 이용하여 관측소에서 위성까지의 거리정보 데이터(Range data)를 산출할 수 있다.

[0018] 일실시예에 따르면, 본 발명은 딥러닝 모델을 통해 산출된 거리정보 데이터에 기초하여 보다 높은 정확도로 위성의 궤도를 예측할 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0019] 도 1은 일실시예에 따른 거리정보 산출장치를 설명하는 도면이다.

도 2는 일실시예에 따른 거리정보 산출장치에서 위성의 궤도 예측을 위한 데이터를 구성하는 예시를 설명하기 위한 도면이다.

도 3은 일실시예에 따른 거리정보 산출장치에서 딥러닝 모델을 이용하여 거리정보 데이터를 산출하는 예시를 설명하기 위한 도면이다.

도 4a 내지 도 4c는 일실시예에 따른 거리정보 산출장치의 성능 평가 결과를 설명하기 위한 도면이다.

도 5는 일실시예에 따른 거리정보 산출방법을 설명하는 도면이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0020] 본 명세서에 개시되어 있는 본 발명의 개념에 따른 실시예들에 대해서 특정한 구조적 또는 기능적 설명들은 단지 본 발명의 개념에 따른 실시예들을 설명하기 위한 목적으로 예시된 것으로서, 본 발명의 개념에 따른 실시예들은 다양한 형태로 실시될 수 있으며 본 명세서에 설명된 실시예들에 한정되지 않는다.

[0021] 본 발명의 개념에 따른 실시예들은 다양한 변경들을 가할 수 있고 여러 가지 형태들을 가질 수 있으므로 실시예들을 도면에 예시하고 본 명세서에 상세하게 설명하고자 한다. 그러나, 이는 본 발명의 개념에 따른 실시예들을 특정한 개시형태들에 대해 한정하려는 것이 아니며, 본 발명의 사상 및 기술 범위에 포함되는 변경, 균등물, 또는 대체물을 포함한다.

[0022] 제1 또는 제2 등의 용어를 다양한 구성요소들을 설명하는데 사용될 수 있지만, 상기 구성요소들은 상기 용어들에 의해 한정되어서는 안 된다. 상기 용어들은 하나의 구성요소를 다른 구성요소로부터 구별하는 목적으로만, 예를 들어 본 발명의 개념에 따른 권리 범위로부터 이탈되지 않은 채, 제1 구성요소는 제2 구성요소로 명명될 수 있고, 유사하게 제2 구성요소는 제1 구성요소로도 명명될 수 있다.

[0023] 어떤 구성요소가 다른 구성요소에 "연결되어" 있다거나 "접속되어" 있다고 언급된 때에는, 그 다른 구성요소에 직접적으로 연결되어 있거나 또는 접속되어 있을 수도 있지만, 중간에 다른 구성요소가 존재할 수도 있다고 이해되어야 할 것이다. 반면에, 어떤 구성요소가 다른 구성요소에 "직접 연결되어" 있다거나 "직접 접속되어" 있다고 언급된 때에는, 중간에 다른 구성요소가 존재하지 않는 것으로 이해되어야 할 것이다. 구성요소들 간의 관계를 설명하는 표현들, 예를 들어 "~사이에"와 "바로~사이에" 또는 "~에 직접 이웃하는" 등도 마찬가지로 해석되어야 한다.

[0024] 본 명세서에서 사용한 용어는 단지 특정한 실시예들을 설명하기 위해 사용된 것으로, 본 발명을 한정하려는 의

도가 아니다. 단수의 표현은 문맥상 명백하게 다르게 뜻하지 않는 한, 복수의 표현을 포함한다. 본 명세서에서, "포함하다" 또는 "가지다" 등의 용어는 설시된 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.

[0025] 다르게 정의되지 않는 한, 기술적이거나 과학적인 용어를 포함해서 여기서 사용되는 모든 용어들은 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자에 의해 일반적으로 이해되는 것과 동일한 의미를 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.

[0027] 이하, 실시예들을 첨부된 도면을 참조하여 상세하게 설명한다. 그러나, 특허출원의 범위가 이러한 실시예들에 의해 제한되거나 한정되는 것은 아니다. 각 도면에 제시된 동일한 참조 부호는 동일한 부재를 나타낸다.

[0029] 도 1은 일실시예에 따른 거리정보 산출장치를 설명하는 도면이다.

[0030] 도 1을 참조하면, 거리정보 산출장치(100)는 위성에 대한 각도 데이터(Angle data)를 입력으로 수신하는 딥러닝 모델을 이용하여 관측소에서 위성까지의 거리정보 데이터(Range data)를 산출할 수 있다.

[0031] 또한, 거리정보 산출장치(100)는 딥러닝 모델을 통해 산출된 거리정보 데이터에 기초하여 보다 높은 정확도로 위성의 궤도를 예측할 수 있다.

[0032] 구체적으로, 위성의 정밀한 궤도 결정을 위해서는 위성의 각도 데이터뿐만 아니라 거리정보 데이터도 필요로 하나, EOSS(Earth Observation Satellite System)를 통해 획득되는 관측 데이터는 위성의 각도 데이터만 획득이 가능한 실정이다.

[0033] 이에, 거리정보 산출장치(100)는 LSTM(Long Short-Term Memory) 기법을 활용하여 거리정보 데이터 생성하고 이를 위성의 궤도 예측에 활용하여 궤도 예측 결과의 정확도 및 신뢰도를 향상시킬 수 있다.

[0034] 이를 위해, 거리정보 산출장치(100)는 데이터 수집부(110), 거리정보 산출부(120) 및 궤도 예측부(130)를 포함할 수 있다.

[0035] 이하에서 설명하는 거리정보 산출장치(100)는 위성 관측소에 구비될 수 있으나, 일실시예에 따른 거리정보 산출장치(100)는 이에 한정되지 않고 독립적인 장치(고정형 장치 또는 이동형 장치)로 구현될 수도 있다.

[0036] 일실시예에 따른 데이터 수집부(110)는 타겟 위성에 대한 각도 데이터를 수집할 수 있다.

[0037] 예를 들면, 각도 데이터는 타겟 위성에 대한 방위각(Azimuth angle) 데이터 및 앙각(Elevation angle) 데이터 중 적어도 하나를 포함할 수 있으며, 타겟 위성은 GNSS 위성(또는 GPS 위성)일 수 있으나 이에 한정되는 것은 아니다.

[0038] 일실시예에 따른 거리정보 산출부(120)는 타겟 위성에 대한 각도 데이터를 딥러닝 모델에 입력하여 타겟 위성에 대응되는 거리정보 데이터를 산출할 수 있다.

[0039] 예를 들면, 거리정보 산출부(120)는 LSTM에 기반하는 딥러닝 모델을 이용하여 거리정보 데이터를 산출할 수 있다.

[0040] 바람직하게는, 거리정보 산출부(120)는 복수의 양방향 LSTM(biLSTM) 레이어를 포함하는 딥러닝 모델을 이용하여 거리정보 데이터를 산출할 수 있다.

[0041] 구체적으로, LSTM에 기반하는 딥러닝 모델은 LSTM에서 마지막 노드에 역방향으로 실행되는 LSTM을 추가하는 양방향 LSTM 레이어가 총 4개로 구성되고, 4개의 양방향 LSTM 레이어 중 인접한 적어도 둘 이상의 양방향 LSTM 레이어 사이에는 완전 연결 레이어(Fully Connected Layer) 및 드롭 아웃 레이어(Drop Out Layer)가 구비될 수 있다.

[0042] 일측에 따르면, 거리정보 산출부(120)는 타겟 위성에 대한 각도 데이터를 딥러닝 모델에 입력 가능한 형태로 전처리할 수 있으며, 전처리된 각도 데이터를 딥러닝 모델에 입력하여 타겟 위성에 대한 거리정보 데이터를 산출

할 수 있다.

[0043] 일측에 따르면, 거리정보 산출부(120)는 복수의 위성 중 적어도 하나의 위성에 대한 각도 학습 데이터를 구성하고, 각도 학습 데이터를 이용한 학습 과정을 통해 딥러닝 모델을 생성할 수 있다. 일례로, 복수의 위성은 GNSS 위성(또는 GPS 위성)일 수 있으나 이에 한정되는 것은 아니다.

[0044] 예를 들면, 거리정보 산출부(120)는 시뮬레이터를 통해 적어도 하나의 위성에 대한 시뮬레이션 데이터를 생성할 수 있으며, 시뮬레이션 데이터를 이용하여 각도 학습 데이터를 구성할 수 있다.

[0045] 보다 구체적인 예를 들면, 시뮬레이터는 NASA(미국 항공우주국)에서 개발한 GMAT(General Mission Analysis Tool) 프로그램에 기반하는 시뮬레이터일 수 있으며, 이 경우 시뮬레이터는 적어도 하나의 위성에 대응되는 방위각 시뮬레이션 데이터, 앙각 시뮬레이션 데이터 및 거리정보 시뮬레이션 데이터 중 적어도 하나를 포함하는 시뮬레이션 데이터를 생성할 수 있다.

[0046] 일측에 따르면, 거리정보 산출부(120)는 시뮬레이션 데이터를 전처리하고, 전처리된 시뮬레이션 데이터를 이용하여 각도 학습 데이터를 구성할 수 있다.

[0047] 구체적으로, 일실시예에 따른 딥러닝 모델은 MATLAB(Matrix Laboratory)에 기반하는 학습 과정을 통해 생성될 수 있으며, 이를 위해 거리정보 산출부(120)는 시뮬레이션 데이터를 전처리할 수 있다.

[0048] 예를 들면, 거리정보 산출부(120)는 시뮬레이션 데이터를 학습 모델이 인식할 수 있도록 행렬(Matrix)화 시킬 수 있다.

[0049] 일측에 따르면, 데이터 수집부(110)는 학습 과정에서 각도 오차(Angle error)의 발생을 최소화하기 위해, 시뮬레이션 데이터 중 방위각 시뮬레이션 데이터와 앙각 시뮬레이션 데이터에 삼각함수 특성 및 보간(Interpolation) 기법을 적용하고, 이를 기반으로 각도 학습 데이터를 구성할 수 있으며, 이때 보간 기법의 적용 결과로 각도 비율(Angle rate) 데이터가 도출될 수 있다.

[0050] 예를 들면, 각도 학습 데이터는 적어도 하나의 위성에 대한 방위각의 사인(sin) 연산 데이터, 적어도 하나의 위성에 대한 방위각의 코사인(cos) 연산 데이터, 적어도 하나의 위성에 대한 앙각의 사인(sin) 연산 데이터, 적어도 하나의 위성에 대한 앙각의 코사인(cos) 연산 데이터, 적어도 하나의 위성에 대한 방위각의 비율 데이터 및 적어도 하나의 위성에 대한 앙각의 비율 데이터 중 적어도 하나의 데이터를 포함할 수 있다.

[0051] 일실시예에 따른 궤도 예측부(130)는 각도 데이터와 거리정보 데이터에 기초하여 타겟 위성의 궤도 정보를 예측할 수 있다. 다시 말해, 궤도 예측부(130)는 방위각 데이터, 앙각 데이터 및 딥러닝 모델을 통해 도출된 거리정보 데이터를 이용하여 타겟 위성의 궤도 정보를 예측할 수 있다.

[0052] 예를 들면, 궤도 예측부(130)는 방위각 데이터, 앙각 데이터 및 거리정보 데이터를 이용하여 타겟 위성의 초기 궤도 정보를 생성하고, 초기 궤도 정보를 기 설정된 궤도 예측 프로그램에 입력하여 타겟 위성의 최종 궤도 정보를 예측할 수 있다.

[0053] 보다 구체적인 예를 들면, 궤도 예측부(130)는 가우스 방법(Gauss method)을 이용하여 방위각 데이터, 앙각 데이터 및 거리정보 데이터에 대응되는 궤도 요소(Orbit elements) 정보, 초기 위치(Initial position) 정보 및 속도 벡터(Velocity vector) 정보를 포함하는 초기 궤도 정보를 생성할 수 있다.

[0054] 여기서, 궤도 요소 정보는 위성의 궤도를 설명하는 매개변수 집합으로 궤도의 크기 정보, 모양 정보 및 방향 정보 중 적어도 하나를 포함할 수 있다.

[0055] 또한, 초기 위치 정보 및 속도 벡터 정보는 가우스 방법을 통해 계산된 위성의 위치 벡터 및 속도 벡터에 관한 정보로, 3차원 좌표계(x, y, z)로 표현될 수 있다.

[0056] 구체적으로, 궤도 예측부(130)는 초기 궤도 정보(궤도 요소 정보, 초기 위치 정보 및 속도 벡터 정보)를 궤도 예측 프로그램(일례로, GMAT 프로그램)에 입력할 수 있으며, 궤도 예측 프로그램을 통해 초기 궤도 정보에 대한 배치 예측(Batch Estimation) 과정을 수행하고, 배치 예측 과정의 수행 결과를 확장 칼만 필터(Extended Kalman Filter)에 입력하여 필터링 과정을 수행하며, 이후 필터링 과정의 수행 결과에 대한 스무딩(Smoothing) 과정을 수행하여 타겟 위성의 최종 궤도 정보를 도출할 수 있다.

[0057] 예를 들면, 배치 예측 과정은 시간의 흐름에 따라 입력 데이터를 통합하여 한 번에 전체 데이터 세트를 구성하여 예측을 수행하는 배치 예측기(Batch Estimator)를 통해 수행될 수 있다.

[0058] 또한, 스무딩 과정은 시간에 따라 발생하는 노이즈 또는 불확실성을 줄이고 시계열 데이터의 추세를 부드럽게 만드는 과정으로, 칼만 스무딩, 이동평균(Exponential Moving Average, EMA) 스무딩, Savitzky-Golay 필터 기반의 스무딩 및 LOESS(Locally Estimated Scatterplot Smoothing) 중 적어도 하나를 스무딩 방법을 통해 수행될 수 있다.

[0060] 도 2는 일실시예에 따른 거리정보 산출장치에서 위성의 궤도 예측을 위한 데이터를 구성하는 예시를 설명하기 위한 도면이다.

[0061] 도 2를 참조하면, 도면부호 200은 위성(Satellite)의 방위각 데이터(Az), 앙각 데이터(El) 및 거리정보 데이터(Range Data)(ρ)를 예시한다.

[0062] 일실시예에 따른 거리정보 산출장치는 위성(Satellite)의 방위각 데이터(Az) 및 앙각 데이터(El)를 수집하고, 방위각 데이터(Az) 및 앙각 데이터(El)를 LSTM에 기반하는 딥러닝 모델에 입력하여 거리정보 데이터(ρ)를 산출할 수 있으며, 방위각 데이터(Az), 앙각 데이터(El) 및 거리정보 데이터(ρ)를 위성(Satellite)의 궤도 예측을 위한 데이터로 구성할 수 있다.

[0063] 예를 들면, 방위각 데이터(Az)는 관측소에서 위성(Satellite)을 관측 시 도출되는 각도 데이터로, 관측소에서 위성까지의 수평각도에 대응되는 데이터를 의미할 수 있다.

[0064] 또한, 앙각 데이터(El)는 관측소에서 위성(Satellite)을 관측 시 도출되는 각도 데이터로, 지평선에서 위성까지의 각도에 대응되는 데이터를 의미할 수 있다.

[0065] 또한, 거리정보 데이터(ρ)는 관측소와 위성(Satellite) 간의 거리에 대한 데이터를 의미할 수 있다.

[0066] 한편, 거리정보 산출장치는 궤도 예측을 위한 데이터를 이용하여 위성(Satellite)의 궤도를 예측할 수 있다.

[0068] 도 3은 일실시예에 따른 거리정보 산출장치에서 딥러닝 모델을 이용하여 거리정보 데이터를 산출하는 예시를 설명하기 위한 도면이다.

[0069] 도 3을 참조하면, 일실시예에 따른 거리정보 산출장치는 위성(즉, 타겟 위성)의 각도 데이터, 즉 방위각 데이터 및 앙각 데이터를 수집하고, 수집된 방위각 데이터 및 앙각 데이터를 딥러닝 모델에 입력하여 위성에 대응되는 거리정보 데이터를 산출할 수 있다.

[0070] 예를 들면, 거리정보 산출장치는 복수의 위성 중 적어도 하나의 위성에 대한 각도 학습 데이터를 구성하고, 각도 학습 데이터를 이용한 학습 과정에 통해 딥러닝 모델을 생성할 수 있다.

[0071] 구체적으로, 거리정보 산출장치는 GMAT 프로그램에 기반하는 시뮬레이터를 통해 도출된 적어도 하나의 위성의 시뮬레이션 데이터를 이용하여 각도 학습 데이터를 구성할 수 있다.

[0072] 보다 구체적인 예를 들면, 거리정보 산출장치는 시뮬레이션 데이터를 학습 모델이 인식할 수 있도록 행렬(Matrix)화 시킬 수 있으며, 시뮬레이션 데이터 중 방위각 시뮬레이션 데이터와 앙각 시뮬레이션 데이터에 삼각함수 특성 및 보간(Interpolation) 기법을 적용하고, 이를 기반으로 각도 학습 데이터를 구성할 수 있으며, 이때 보간 기법의 적용 결과로 각도 비율(Angle rate) 데이터가 도출될 수 있다.

[0073] 즉, 거리정보 산출장치는 적어도 하나의 위성에 대한 방위각의 사인(sin) 연산 데이터, 적어도 하나의 위성에 대한 방위각의 코사인(cos) 연산 데이터, 적어도 하나의 위성에 대한 앙각의 사인(sin) 연산 데이터, 적어도 하나의 위성에 대한 앙각의 코사인(cos) 연산 데이터, 적어도 하나의 위성에 대한 방위각의 비율 데이터 및 적어도 하나의 위성에 대한 앙각의 비율 데이터를 포함하는 각도 학습 데이터를 도출하고, 각도 학습 데이터에 기초한 학습 과정을 통해 딥러닝 모델을 형성할 수 있다.

[0074] 구체적으로, 딥러닝 모델은 MATLAB(Matrix Laboratory)에 기반하는 학습 과정을 통해 생성될 수 있으며, 여기서 MATLAB에서 학습 과정에 활용되는 함수는 딥러닝 모델을 학습(즉 트레이닝)시키는데 사용되는 'trainNetwork', 양방향 LSTM(biLSTM)을 생성하는 'bilstmLayer', 학습에 사용할 최대 에폭(Epoch) 수를 설정하는 'maxEpochs' 및 초기 학습률을 설정하는 'initial_learn_rate'를 포함할 수 있다.

[0075] 예를 들면, 거리정보 산출장치는 MATLAB의 'trainNetwork(X, Y, layers, options)' 함수를 이용하여 딥러닝 모

델의 형성을 위한 학습 과정을 수행할 수 있으며, 여기서 'X'는 입력 데이터(각 행은 하나의 훈련 샘플, 각 열은 특징)를 의미하고, 'Y'는 출력 데이터(각 행은 X의 대응하는 훈련 샘플에 대응되는 출력)를 의미하며, 'layer'는 신경망 아키텍처를 정의하는 레이어 배열을 설정하고, 'options'는 훈련 옵션을 설정하는 데 사용되는 구조체로 최적화 알고리즘, 초기 학습률, 미니 배치 크기, 최대 에폭 등과 같은 학습 과정과 관련 매개변수를 설정할 수 있다.

[0076] 또한, 거리정보 산출장치는 MATLAB의 'bilstmLayer (numHiddenUnits, OutputMode, sequence)' 함수를 이용하여 양방향 LSTM(biLSTM) 레이어를 생성할 수 있으며, 여기서 'numHiddenUnits'는 각 방향의 LSTM 레이어에 있는 숨겨진 뉴런(은닉 유닛)의 수를 설정하고, 'OutputMode'는 출력 모드를 설정하며, 'sequence'는 각 타임 스텝에서 출력을 반환할 수 있다.

[0077] 일측에 따르면, 딥러닝 모델은 LSTM에 기반하는 모델로, 복수의 양방향 LSTM(biLSTM) 레이어를 포함할 수 있다.

[0078] 바람직하게는, 딥러닝 모델은 도면부호 300에 도시된 바와 같이, 제1 내지 제4 양방향 LSTM 레이어(310, 340, 350, 360), 완전 연결 레이어(320), 드롭 아웃 레이어(330) 및 출력 레이어(370)를 포함할 수 있다.

[0079] 또한, 딥러닝 모델은 경사 하강법(Gradient Descent) 기반의 최적화 알고리즘인 Adam(Adaptive Moment Estimation)에 기초하여 형성될 수 있다.

[0080] 제1 양방향 LSTM 레이어(310)는 위성에 대한 각도 데이터(방위각 데이터 및 앙각 데이터)를 입력으로 수신할 수 있다.

[0081] 여기서, 양방향 LSTM(Bidirectional LSTM 또는 biLSTM)은 장단기 메모리(Long Short-Term Memory)를 기반으로 하는 순환 신경망(RNN)의 한 종류로, 입력 시퀀스를 양쪽 방향에서 처리하는 레이어이며, 기존의 단방향 LSTM은 입력 시퀀스를 앞에서 뒤로 처리하는 방식만 사용하는데 비해, 양방향 LSTM은 입력 시퀀스를 '앞에서 뒤로'와 '뒤에서 앞으로' 두 번씩 처리하여 미래와 과거의 정보를 모두 활용할 수 있다.

[0082] 완전 연결 레이어(320)는 제1 양방향 LSTM 레이어(310)의 출력단에 연결될 수 있다.

[0083] 여기서, 완전 연결 레이어(320)는 신경망의 레이어 중 하나로, 이전 레이어의 모든 뉴런과 연결된 뉴런을 가지는 레이어이며, 각 뉴런은 이전 레이어의 모든 뉴런과 연결되어 있으며 이 연결에는 가중치가 존재한다. 이 가중치는 훈련 과정에서 조절되어 입력 데이터를 변환하여 출력을 생성할 수 있다.

[0084] 드롭 아웃 레이어(330)는 완전 연결 레이어(320)의 출력단에 연결되어, 완전 연결 레이어(320)로부터 출력되는 데이터를 기 설정된 비율만큼 무작위로 비활성화 시킬 수 있다.

[0085] 여기서, 드롭 아웃은 딥 러닝에서 사용되는 정규화(regularization) 기법 중 하나로, 신경망의 훈련 과정에서 무작위로 선택한 일부 뉴런을 비활성화시키는 것을 의미한다.

[0086] 즉, 드롭 아웃 레이어(330)는 학습 과정 중에 무작위로 선택된 뉴런을 '드롭 아웃'하고, 이 뉴런들을 신경망의 순전파 및 역전파 과정에서 사용하지 않도록 만들며, 이를 통해 딥러닝 모델이 특정 훈련 샘플에 과도하게 적응되는 것을 방지하고, 일반적으로 좋은 일반화 성능을 획득할 수 있다.

[0087] 예를 들면, 드롭 아웃 레이어(330)는 전체 데이터(뉴런) 중 30%의 데이터를 드롭 아웃, 즉 무작위로 비활성화시킬 수 있다.

[0088] 제2 양방향 LSTM 레이어(340)는 드롭 아웃 레이어(330)의 출력단에 연결되고, 제3 양방향 LSTM 레이어(350)는 제2 양방향 LSTM 레이어(340)의 출력단에 연결되며, 제4 양방향 LSTM 레이어(360)는 제3 양방향 LSTM 레이어(350)의 출력단에 연결될 수 있다.

[0089] 출력 레이어(370)는 제4 양방향 LSTM 레이어(360)의 출력단에 연결될 수 있으며, 최종적으로 각도 데이터(방위각 데이터 및 앙각 데이터)에 대응되는 거리정보 데이터를 출력할 수 있다.

[0090] 예를 들면, 출력 레이어(370)는 연속적인 출력값을 출력하며, 설정된 최대 에폭 수에 대응하여 학습 과정이 반복 수행되도록 제어할 수 있다.

[0092] 도 4a 내지 도 4c는 일실시예에 따른 거리정보 산출장치의 성능 평가 결과를 설명하기 위한 도면이다.

[0093] 도 4a 내지 도 4c를 참조하면, 도면부호 410은 위성의 거리정보 데이터(Range data) 실측 값과 일실시예에 따른

거리정보 산출장치를 통해 도출된 위성의 거리정보 데이터(Range data) 예측 값을 비교한 결과를 예시한다.

[0094] 또한, 도면부호 420은 각도 데이터만으로 위성의 궤도 정보를 예측하였을 때의 시그마 위치 오차(Sigma Position Error)의 측정 결과를 예시하고, 도면부호 430은 일실시예에 따른 거리정보 산출장치에서 각도 데이터 및 거리정보 데이터를 이용하여 위성의 궤도 정보를 예측하였을 때의 시그마 위치 오차의 측정 결과를 예시한다.

[0095] 도면부호 410에 따르면, 일실시예에 따른 거리정보 산출장치에서 딥러닝 모델을 통해 도출한 거리정보 데이터(Range data) 예측 값은 약간의 오차(약 5 Km 내외)가 존재하나, 위성의 거리정보 데이터(Range data) 실측 값과 거의 차이가 없는 것으로 나타났다.

[0096] 또한, 도면부호 420 및 430에 따르면, 각도 데이터만으로 예측된 궤도 정보의 중간값 오차는 velocity 방향으로 약 5km, normal 및 bi-normal 방향으로 약 500m인 것으로 나타났으며, 각도 데이터 및 거리정보 데이터로 예측된 궤도 정보의 중간값 오차는 Velocity 방향 약 500m, normal 방향 약 100m, bi-normal 방향 약 200m인 것으로 나타났다.

[0097] 즉, 일실시예에 따른 거리정보 산출장치는 딥러닝 모델을 통해 실측 값과 매우 유사한 거리정보 데이터를 도출할 수 있으며, 각도 데이터 및 도출된 거리정보 데이터를 활용하여 매우 높은 정확도로 위성의 궤도 정보를 도출할 수 있다.

[0099] 도 5는 일실시예에 따른 거리정보 산출방법을 설명하는 도면이다.

[0100] 다시 말해, 도 5는 도 1 내지 도 4c를 통해 설명한 일실시예에 따른 거리정보 산출장치의 동작방법을 설명하는 도면이다.

[0101] 도 5를 참조하면, 510 단계에서 거리정보 산출방법은 데이터 수집부에서, 복수의 위성 중 적어도 하나의 위성에 대한 각도 학습 데이터를 수집할 수 있다.

[0102] 예를 들면, 각도 데이터는 타겟 위성에 대한 방위각(Azimuth angle) 데이터 및 앙각(Elevation angle) 데이터 중 적어도 하나를 포함할 수 있다.

[0103] 520 단계에서 거리정보 산출방법은 거리정보 산출부에서, 각도 학습 데이터를 이용한 학습 과정에 통해 딥러닝 모델을 생성할 수 있다.

[0104] 예를 들면, 520 단계에서 거리정보 산출방법은 거리정보 산출부에서, LSTM에 기반하는 딥러닝 모델을 이용하여 거리정보 데이터를 산출할 수 있으며, 바람직하게는 복수의 양방향 LSTM(biLSTM) 레이어를 포함하는 딥러닝 모델을 이용하여 거리정보 데이터를 산출할 수 있다.

[0105] 예를 들면, 딥러닝 모델은 LSTM에서 마지막 노드에 역방향으로 실행되는 LSTM을 추가하는 양방향 LSTM 레이어가 총 4개로 구성되고, 4개의 양방향 LSTM 레이어 중 인접한 적어도 둘 이상의 양방향 LSTM 레이어 사이에는 완전 연결 레이어(Fully Connected Layer) 및 드롭 아웃 레이어(Drop Out Layer)가 구비될 수 있다.

[0106] 구체적으로, 딥러닝 모델은 타겟 위성에 대한 각도 데이터를 입력으로 수신하는 제1 양방향 LSTM 레이어와, 제1 양방향 LSTM 레이어의 출력단에 연결되는 완전 연결 레이어와, 완전 연결 레이어의 출력단에 연결되어 완전 연결 레이어로부터 출력되는 데이터를 기 설정된 비율만큼 무작위로 비활성화 시키는 드롭 아웃 레이어(Drop Out Layer)와, 드롭 아웃 레이어의 출력단에 연결되는 제2 양방향 LSTM 레이어와, 제2 양방향 LSTM 레이어의 출력단에 연결되는 제3 양방향 LSTM 레이어와, 제3 양방향 LSTM 레이어의 출력단에 연결되는 제4 양방향 LSTM 레이어 및 제4 양방향 LSTM 레이어의 출력단에 연결되는 출력 레이어를 포함할 수 있다.

[0107] 일측에 따르면, 520 단계에서 거리정보 산출방법은 거리정보 산출부에서, 타겟 위성에 대한 각도 데이터를 딥러닝 모델에 입력 가능한 형태로 전처리할 수 있으며, 전처리된 각도 데이터를 딥러닝 모델에 입력하여 타겟 위성에 대한 거리정보 데이터를 산출할 수 있다.

[0108] 한편, 거리정보 산출방법은 510 단계 이전에 거리정보 산출부에서, 복수의 위성 중 적어도 하나의 위성에 대한 각도 학습 데이터를 구성하고, 각도 학습 데이터를 이용한 학습 과정을 통해 딥러닝 모델을 생성할 수 있다.

[0109] 예를 들면, 거리정보 산출방법은 510 단계 이전에 데이터 수집부에서, 시뮬레이터를 이용하여 적어도 하나의 위성에 대한 시뮬레이션 데이터를 생성할 수 있으며, 시뮬레이션 데이터를 이용하여 각도 학습 데이터를 구성할

수 있다.

[0110] 보다 구체적인 예를 들면, 시뮬레이터는 NASA(미국 항공우주국)에서 개발한 GMAT(General Mission Analysis Tool) 프로그램에 기반하는 시뮬레이터일 수 있으며, 이 경우 시뮬레이터는 적어도 하나의 위성에 대응되는 방위각 시뮬레이션 데이터, 앙각 시뮬레이션 데이터 및 거리정보 시뮬레이션 데이터 중 적어도 하나를 포함하는 시뮬레이션 데이터를 생성할 수 있다.

[0111] 일측에 따르면, 거리정보 산출방법은 510 단계 이전에 거리정보 산출부에서, 시뮬레이션 데이터를 전처리하고, 전처리된 시뮬레이션 데이터를 이용하여 각도 학습 데이터를 구성할 수 있다.

[0112] 구체적으로, 일실시예에 따른 딥러닝 모델은 MATLAB(Matrix Laboratory)에 기반하는 학습 과정을 통해 생성될 수 있으며, 이를 위해 거리정보 산출부는 시뮬레이션 데이터를 전처리할 수 있다.

[0113] 예를 들면, 거리정보 산출부는 시뮬레이션 데이터를 학습 모델이 인식할 수 있도록 행렬(Matrix)화 시킬 수 있다.

[0114] 일측에 따르면, 거리정보 산출방법은 510 단계 이전에 거리정보 산출부에서, 학습 과정에서 각도 오차(Angle error)의 발생을 최소화하기 위해, 시뮬레이션 데이터 중 방위각 시뮬레이션 데이터와 앙각 시뮬레이션 데이터에 삼각함수 특성 및 보간(Interpolation) 기법을 적용하고, 이를 기반으로 각도 학습 데이터를 구성할 수 있으며, 이때 보간 기법의 적용 결과로 각도 비율(Angle rate) 데이터가 도출될 수 있다.

[0115] 예를 들면, 각도 학습 데이터는 적어도 하나의 위성에 대한 방위각의 사인(sin) 연산 데이터, 적어도 하나의 위성에 대한 방위각의 코사인(cos) 연산 데이터, 적어도 하나의 위성에 대한 앙각의 사인(sin) 연산 데이터, 적어도 하나의 위성에 대한 앙각의 코사인(cos) 연산 데이터, 적어도 하나의 위성에 대한 방위각의 비율 데이터 및 적어도 하나의 위성에 대한 앙각의 비율 데이터 중 적어도 하나의 데이터를 포함할 수 있다.

[0116] 530 단계에서 거리정보 산출방법은 궤도 예측부에서, 각도 데이터와 거리정보 데이터에 기초하여 타겟 위성의 궤도 정보를 예측할 수 있다.

[0117] 일측에 따르면, 530 단계에서 거리정보 산출방법은 궤도 예측부에서, 각도 데이터(즉, 방위각 데이터 및 앙각 데이터)와 거리정보 데이터를 이용하여 타겟 위성의 초기 궤도 정보를 생성하고, 초기 궤도 정보를 기 설정된 궤도 예측 프로그램에 입력하여 타겟 위성의 최종 궤도 정보를 예측할 수 있다.

[0118] 보다 구체적인 예를 들면, 530 단계에서 거리정보 산출방법은 궤도 예측부에서, 가우스 방법(Gauss method)을 이용하여 방위각 데이터, 앙각 데이터 및 거리정보 데이터에 대응되는 궤도 요소(Orbit elements) 정보, 초기 위치(Initial position) 정보 및 속도 벡터(Velocity vector) 정보를 포함하는 초기 궤도 정보를 생성할 수 있다.

[0119] 여기서, 궤도 요소 정보는 위성의 궤도를 설명하는 매개변수 집합으로 궤도의 크기 정보, 모양 정보 및 방향 정보 중 적어도 하나를 포함할 수 있다.

[0120] 또한, 초기 위치 정보 및 속도 벡터 정보는 가우스 방법을 통해 계산된 위성의 위치 벡터 및 속도 벡터에 관한 정보로, 3차원 좌표계(x, y, z)로 표현될 수 있다.

[0121] 구체적으로, 530 단계에서 거리정보 산출방법은 궤도 예측부에서, 초기 궤도 정보(궤도 요소 정보, 초기 위치 정보 및 속도 벡터 정보)를 궤도 예측 프로그램(일례로, GMAT 프로그램)에 입력할 수 있으며, 궤도 예측 프로그램을 통해 초기 궤도 정보에 대한 배치 예측(Batch Estimation) 과정을 수행하고, 배치 예측 과정의 수행 결과를 확장 칼만 필터(Extended Kalman Filter)에 입력하여 필터링 과정을 수행하며, 이후 필터링 과정의 수행 결과에 대한 스무딩(Smoothing) 과정을 수행하여 타겟 위성의 최종 궤도 정보를 도출할 수 있다.

[0123] 결국, 본 발명을 이용하면, 위성에 대한 각도 데이터(Angle data)를 입력으로 수신하는 딥러닝 모델을 이용하여 관측소에서 위성까지의 거리정보 데이터(Range data)를 산출할 수 있다.

[0124] 또한 본 발명을 이용하면, 딥러닝 모델을 통해 산출된 거리정보 데이터에 기초하여 보다 높은 정확도로 위성의 궤도를 예측할 수 있다.

[0126] 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 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.

[0127] 이상과 같이 실시예들이 비록 한정된 도면에 의해 설명되었으나, 해당 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자라면 상기의 기재로부터 다양한 수정 및 변형이 가능하다. 예를 들어, 설명된 기술들이 설명된 방법과 다른 순서로 수행되거나, 및/또는 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.

[0128] 그러므로, 다른 구현들, 다른 실시예들 및 특허청구범위와 균등한 것들도 후술하는 특허청구범위의 범위에 속한다.

부호의 설명

[0130] 100: 거리정보 산출장치

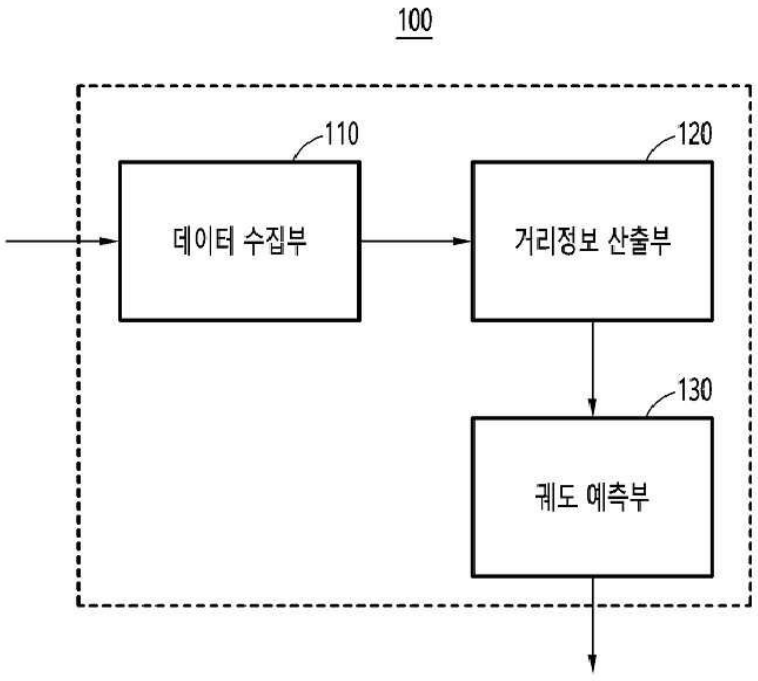
110: 데이터 수집부

120: 거리정보 산출부

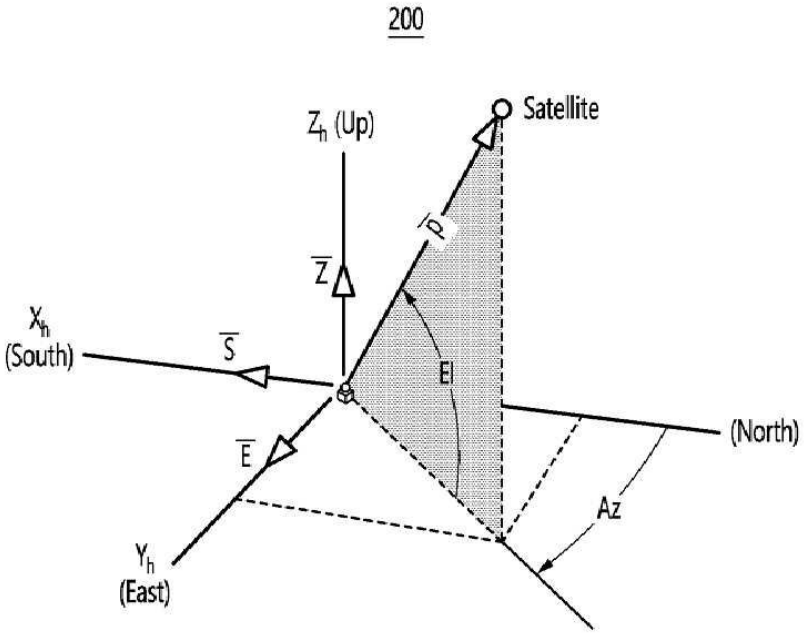
130: 궤도 예측부

도면

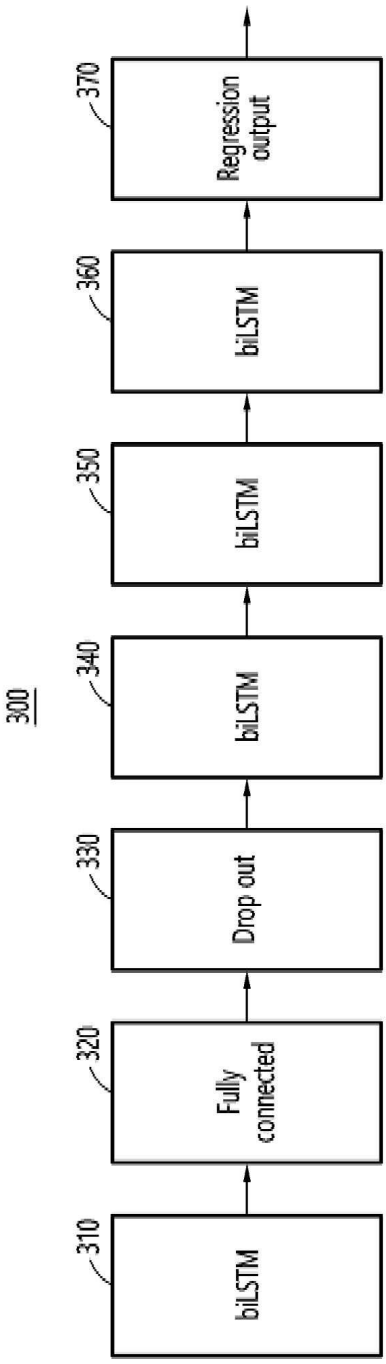
도면1



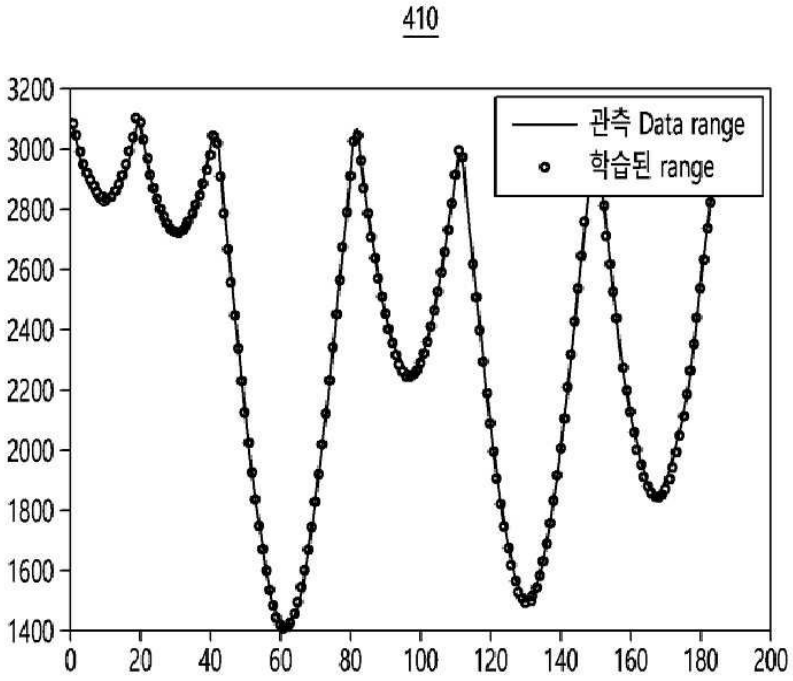
도면2


200
Satellite
Z_h (Up)
$\overline{\rho}$
$\overline{Z}$
X_h
(South)
$\overline{S}$
El
(North)
$\overline{E}$
Az
Y_h
(East)

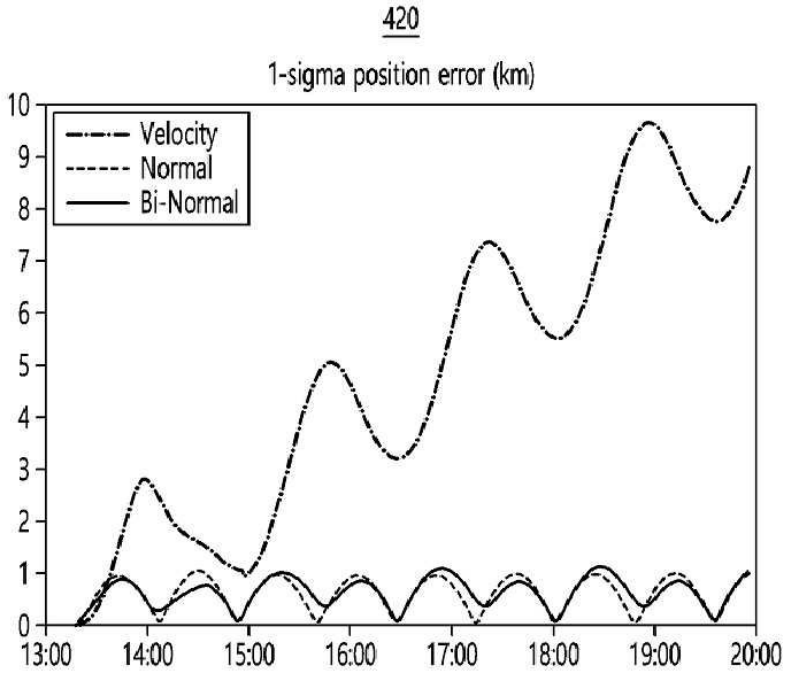
도면3


300
310
biLSTM
320
Fully connected
330
Drop out
340
biLSTM
350
biLSTM
360
biLSTM
370
Regression output

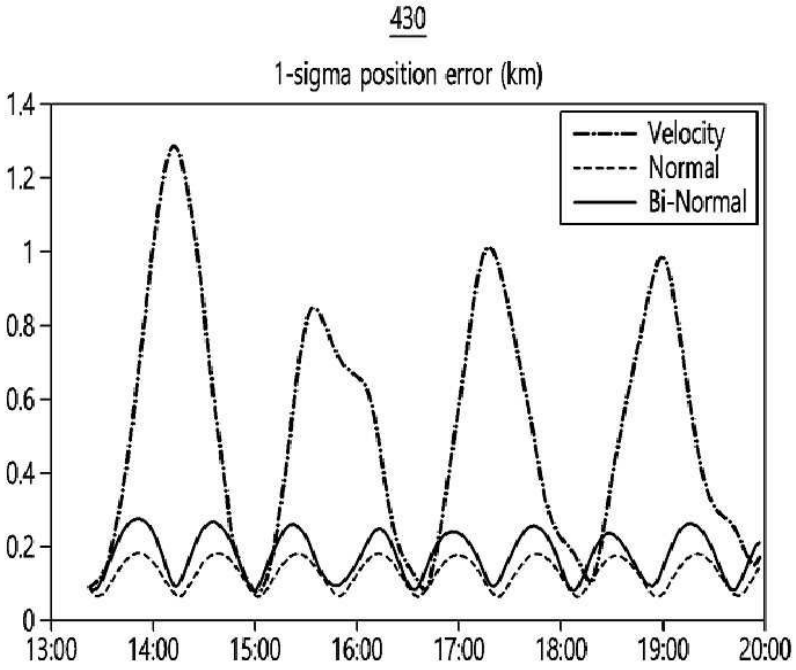
도면4a


410
관측 Data range
학습된 range
3200
3000
2800
2600
2400
2200
2000
1800
1600
1400
0
20
40
60
80
100
120
140
160
180
200

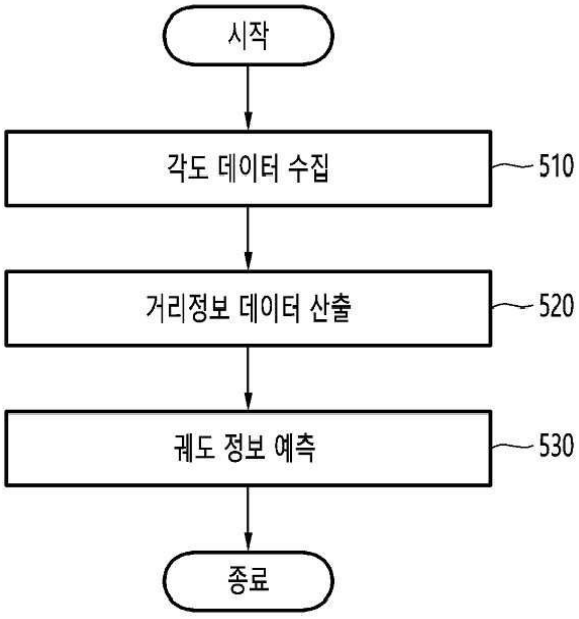
도면4b


420
1-sigma position error (km)
Velocity
Normal
Bi-Normal
10
9
8
7
6
5
4
3
2
1
0
13:00
14:00
15:00
16:00
17:00
18:00
19:00
20:00

도면4c


430
1-sigma position error (km)
Velocity
Normal
Bi-Normal
1.4
1.2
1
0.8
0.6
0.4
0.2
0
13:00
14:00
15:00
16:00
17:00
18:00
19:00
20:00

도면5


시작
각도 데이터 수집
510
거리정보 데이터 산출
520
궤도 정보 예측
530
종료