(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2022-0067273
(43) 공개일자 2022년05월24일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
*G06N 3/08* (2006.01) *G01S 19/07* (2010.01)
*G06N 20/00* (2019.01)
(52) CPC특허분류
*G06N 3/08* (2013.01)
*G01S 19/07* (2021.08)
(21) 출원번호 10-2020-0153798
(22) 출원일자 2020년11월17일
심사청구일자 2020년11월17일

(71) 출원인
**경희대학교 산학협력단**
경기도 용인시 기흥구 덕영대로 1732 (서천동, 경희대학교 국제캠퍼스내)
(72) 발명자
**문용재**
경기도 용인시 수지구 신봉2로 72, 209동 1404호 (신봉동, 신봉마을자이2차아파트)
**이수진**
경기도 수원시 권선구 경수대로168번길 79, 114동 101호(권선동)
**박은수**
경기도 용인시 기흥구 덕영대로 1732, 205호(서천동,천문대)
(74) 대리인
**유미특허법인**

전체 청구항 수 : 총 12 항

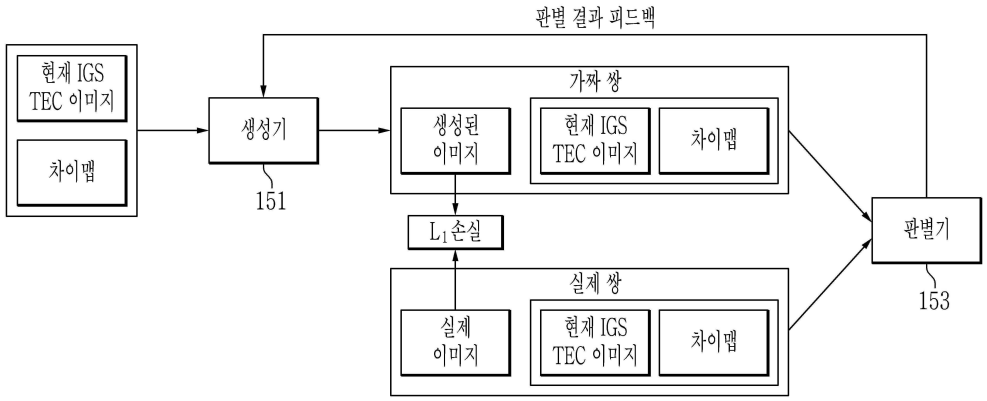
(54) 발명의 명칭 **조건적 적대적 신경망 딥러닝 기법을 사용한 24시간 후의 전지구적 총 전자수 함유량 예측 장치 및 그 방법**

## (57) 요 약

조건적 적대적 신경망 딥러닝 기법을 사용한 24시간 후의 전지구적 총 전자수 함유량 예측 장치 및 그 방법이 개시된다.

이 장치는 현재의 총 전자수 함유량(Total Electron Content) 이미지를 사용하여 24시간 후의 총 전자수 함유량 이미지를 예측하는 장치로서, 학습부 및 예측부를 포함한다. 학습부는 과거의 총 전자수 함유량 이미지를 사용하여 특정 시점으로부터 24시간 후의 총 전자수 함유량 이미지를 예측하는 예측 모델에 대한 기계학습 기반의 훈련을 수행하여 예측 모델을 학습시킨다. 예측부는 현재의 총 전자수 함유량 이미지를 예측 모델에 적용하여 현재로부터 24시간 후의 총 전자수 함유량 이미지를 예측한다.

## 대 표 도



(52) CPC특허분류
*G06N 20/00* (2021.08)

# 명 세 서

## 청구범위

### 청구항 1

현재의 총 전자수 함유량(Total Electron Content) 이미지를 사용하여 특정 시간 후의 총 전자수 함유량 이미지를 예측하는 장치로서,

과거의 총 전자수 함유량 이미지를 사용하여 특정 시점으로부터 상기 특정 시간 후의 총 전자수 함유량 이미지를 예측하는 예측 모델에 대한 기계학습 기반의 훈련을 수행하여 상기 예측 모델을 학습시키는 학습부, 그리고

현재의 총 전자수 함유량 이미지를 상기 예측 모델에 적용하여 현재로부터 상기 특정 시간 후의 총 전자수 함유량 이미지를 예측하도록 하는 예측부

를 포함하는 총 전자수 함유량 예측 장치.

### 청구항 2

제1항에 있어서,

상기 학습부는

상기 과거의 총 전자수 함유량 이미지 중에서, 상기 특정 시점의 총 전자수 함유량 이미지(이하'학습 이미지'로 지칭함), 상기 특정 시점으로부터 상기 특정 시간 전의 총 전자수 함유량 이미지와 상기 학습 이미지 사이의 차이를 나타내는 차이 맵, 그리고 상기 특정 시점으로부터 상기 특정 시간 후의 총 전자수 함유량 이미지(이하 '실제 이미지'로 지칭함)를 상기 예측 모델로 입력하여 상기 예측 모델을 학습시키는,

총 전자수 함유량 예측 장치.

### 청구항 3

제2항에 있어서,

상기 예측 모델은 cGAN(conditional Generative Adversarial Network) 기반의 예측 모델로서,

상기 학습 이미지와 상기 차이 맵을 입력으로 받아서 상기 학습 이미지에 대응하는 가짜 이미지를 생성하는 생성기, 그리고

상기 생성기에 의해 생성된 가짜 이미지와 상기 실제 이미지를 비교하여 진위를 판별하고, 판별 결과를 상기 생성기로 피드백하는 판별기

를 포함하는, 총 전자수 함유량 예측 장치.

### 청구항 4

제3항에 있어서,

상기 학습부는 상기 판별기로부터 상기 생성기로 피드백되는 판별 결과가 상기 가짜 이미지가 진짜임을 나타낼 때까지 상기 학습 이미지에 대한 학습을 계속 수행하는,

총 전자수 함유량 예측 장치.

### 청구항 5

제4항에 있어서,

상기 예측부는,

상기 현재의 총 전자수 함유량 이미지를 상기 예측 모델의 생성기로 입력한 후, 상기 생성기에 의해 생성된 이미지를 상기 현재의 총 전자수 함유량에 대해 예측된 상기 특정 시간 후의 총 전자수 함유량 이미지로 사용하는,

총 전자수 함유량 예측 장치.

**청구항 6**

제3항에 있어서,

상기 예측 모델의 훈련시 사용되는 손실 함수 $L_1$은 다음의 관계식

$$L_1(G) = E_{x,y}(\| y - G(x) \|)$$

여기서, G는 상기 생성기를 나타내고, x 및 G(x)는 각각 상기 생성기에 의한 입력과 출력을 나타내며, y는 상기 실제 이미지를 나타냄

으로 표현되고,

cGAN에 대한 손실 함수 $L_{cGAN}$은 다음의 관계식

$$L_{cGAN}(G,D) = E_{x,y}[\log D(x,y)] + E_x[\log(1 - D(x,G(x))]$$

여기서, D는 상기 판별기를 나타내고, D(x, y)는 상기 실제 이미지가 진짜일 확률에 대한 상기 판별기의 추정을 나타내며, D(x, G(x))는 상기 가짜 이미지가 실제일 확률에 대한 상기 판별기의 추정을 나타냄

으로 표현되며,

상기 cGAN의 최종 목표 G*는 다음의 관계식

$$G^* = \arg\min_G \max_D L_{cGAN}(G,D) + \lambda L_1(G)$$

여기서, λ는 $L_{cGAN}$ 손실과 $L_1$ 손실의 상대적 가중치를 나타냄

으로 표현되는, 총 전자수 함유량 예측 장치.

**청구항 7**

제2항에 있어서,

상기 학습부는 태양의 극대기에 속하는 날짜의 총 전자수 함유량 데이터와 극소기에 속하는 총 전자수 함유량 데이터로 구분하여 상기 예측 모델에 대한 학습을 수행하는,

총 전자수 함유량 예측 장치.

**청구항 8**

제1항 내지 제7항 중 어느 한 항에 있어서,

상기 특정 시간은 24시간인,

총 전자수 함유량 예측 장치.

**청구항 9**

현재의 총 전자수 함유량 이미지를 사용하여 특정 시간 후의 총 전자수 함유량 이미지를 예측하는 방법으로서,

과거의 총 전자수 함유량 이미지를 사용하여 특정 시점으로부터 상기 특정 시간 후의 총 전자수 함유량 이미지를 예측하는 예측 모델에 대한 기계학습 기반의 훈련을 수행하여 상기 예측 모델을 학습시키는 단계,

현재의 총 전자수 함유량 이미지와, 현재로부터 상기 특정 시간 전의 총 전자수 함유량 이미지와 상기 현재의 총 전자수 함유량 이미지 사이의 차이를 나타내는 차이 맵을 상기 예측 모델로 입력하는 단계, 그리고

상기 예측 모델에 의해 생성되는 이미지를 획득하여 현재로부터 상기 특정 시간 후의 총 전자수 함유량 이미지로서 출력하는 단계

를 포함하는 총 전자수 함유량 예측 방법.

**청구항 10**

제9항에 있어서,

상기 학습시키는 단계에서,

상기 과거의 총 전자수 함유량 이미지 중에서, 상기 특정 시점의 총 전자수 함유량 이미지(이하'학습 이미지'로 지칭함), 상기 특정 시점으로부터 상기 특정 시간 전의 총 전자수 함유량 이미지와 상기 학습 이미지 사이의 차이를 나타내는 차이 맵, 그리고 상기 특정 시점으로부터 상기 특정 시간 후의 총 전자수 함유량 이미지(이하 '실제 이미지'로 지칭함)를 상기 예측 모델로 입력하여 상기 예측 모델을 학습시키는,

총 전자수 함유량 예측 방법.

**청구항 11**

제10항에 있어서,

상기 예측 모델은 cGAN(conditional Generative Adversarial Network) 기반의 예측 모델로서, 생성기 및 판별기를 포함하고,

상기 생성기는 상기 학습 이미지와 상기 차이 맵을 입력으로 받아서 상기 학습 이미지에 대응하는 가짜 이미지를 생성하고,

상기 판별기는 상기 생성기에 의해 생성된 가짜 이미지와 상기 실제 이미지를 비교하여 진위를 판별하고, 판별 결과를 상기 생성기로 피드백하는,

총 전자수 함유량 예측 방법.

**청구항 12**

제11항에 있어서,

상기 학습시키는 단계는 상기 판별기로부터 상기 생성기로 피드백되는 판별 결과가 상기 가짜 이미지가 진짜임을 나타낼 때까지 반복 수행되는,

총 전자수 함유량 예측 방법.

## *발명의 설명*

### *기 술 분 야*

[0001] 본 발명은 조건적 적대적 신경망 딥러닝 기법을 사용한 24시간 후의 전지구적 총 전자수 함유량 예측 장치 및 그 방법에 관한 것이다.

### *배 경 기 술*

[0002] 총 전자수 함유량(Total Electron Content, TEC)은 무선 송신기와 수신기 사이의 경로를 따라 있는 총 전자수를 의미하며, 단위(TECU)는 $10^{16}$ 전자/$m^2$로 정의된다.

[0003] TEC는 우주 기상의 주요 파라미터 중 하나이며, 전리층 교란의 지시자로서 사용되므로, TEC의 정확한 측정은 위성 통신, 내비게이션, 국방 및 항공에 대한 유용한 정보를 제공한다.

[0004] 이러한 TEC의 예보 방법으로는 크게 과거 관측된 값을 바탕으로 만든 계산식을 사용하는 경험 모델, 열권 및 전리층에 관한 운동, 에너지, 기체 방정식 등을 활용한 물리 기반 모델, 그리고 관측 데이터와 물리 기반의 모델이 합쳐진 동화 모델로 나눌 수 있다.

[0005] 먼저, 관측된 통계값을 활용한 경험 모델은 과거부터 보편적인 예보 방법으로 사용되고 있지만, 적도 지역의 이상 현상과 태양 활동과 지자기 활동이 빈번한 시기에 오차가 나타난다.

[0006] 또한, 물리 기반 모델과 동화 모델의 경우에는 포함된 수식과 격자가 정밀할수록 컴퓨터 계산 소요 시간이 증가하며, 경험 모델과 마찬가지로 이상 현상에 대한 오차가 나타난다.

[0007] International GNSS service(IGS)는 1998년부터 전지구적 총 전자수 함유량 맵을 만들어서 제공하고 있다. 이 자료는 GNSS 관측 데이터를 가지고 계산, 분석 그리고 검증을 단계를 거쳐 생산되며 가장 높은 정확도를 보이는 자료이다. 이러한 자료는 신속 TEC(Rapid TEC)과 최종(Final TEC) 두 가지 형태로 제공되고 있으며, 최종 TEC의 정확도가 더 높은 것으로 알려져 있으며, 총 전자수 함유량 예측 모델의 값을 검증하는 자료로 사용된다.

[0008] 그러나, 기존의 IGS TEC에서는 태양 및 지자기 활동 인덱스와 같은 추가 데이터 없이 24시간 후의 TEC 이미지를 잘 예측할 수 없다는 문제점이 있다.

## 발명의 내용

### 해결하려는 과제

[0009] 본 발명이 해결하고자 하는 과제는 태양 및 지자기 활동 인덱스와 같은 추가 데이터 없이 이전의 TEC 이미지만 사용하여 24시간 후의 TEC 이미지를 잘 예측할 수 있는 조건적 적대적 신경망 딥러닝 기법을 사용한 24시간 후의 전지구적 총 전자수 함유량 예측 장치 및 그 방법을 제공하는 것이다.

### 과제의 해결 수단

[0010] 상기한 바와 같은 본 발명의 과제를 달성하고, 후술하는 본 발명의 특징적인 효과를 실현하기 위한, 본 발명의 특징적인 구성은 하기와 같다.

[0011] 본 발명의 일 측면에 따르면, 총 전자수 함유량 예측 장치가 제공되며, 이 장치는,

[0012] 현재의 총 전자수 함유량(Total Electron Content) 이미지를 사용하여 특정 시간 후의 총 전자수 함유량 이미지를 예측하는 장치로서, 과거의 총 전자수 함유량 이미지를 사용하여 특정 시점으로부터 상기 특정 시간 후의 총 전자수 함유량 이미지를 예측하는 예측 모델에 대한 기계학습 기반의 훈련을 수행하여 상기 예측 모델을 학습시키는 학습부, 그리고 현재의 총 전자수 함유량 이미지를 상기 예측 모델에 적용하여 현재로부터 상기 특정 시간 후의 총 전자수 함유량 이미지를 예측하도록 하는 예측부를 포함한다.

[0013] 본 발명의 다른 측면에 따르면, 총 전자수 함유량 예측 방법이 제공되며, 이 방법은,

[0014] 현재의 총 전자수 함유량 이미지를 사용하여 특정 시간 후의 총 전자수 함유량 이미지를 예측하는 방법으로서, 과거의 총 전자수 함유량 이미지를 사용하여 특정 시점으로부터 상기 특정 시간 후의 총 전자수 함유량 이미지를 예측하는 예측 모델에 대한 기계학습 기반의 훈련을 수행하여 상기 예측 모델을 학습시키는 단계, 현재의 총 전자수 함유량 이미지와, 현재로부터 상기 특정 시간 전의 총 전자수 함유량 이미지와 상기 현재의 총 전자수 함유량 이미지 사이의 차이를 나타내는 차이 맵을 상기 예측 모델로 입력하는 단계, 그리고 상기 예측 모델에 의해 생성되는 이미지를 획득하여 현재로부터 상기 특정 시간 후의 총 전자수 함유량 이미지로서 출력하는 단계를 포함한다.

### 발명의 효과

[0015] 본 발명에 따르면, 딥 러닝 모델을 글로벌 TEC 이미지의 예측에 성공적으로 적용할 수 있다.

[0016] 또한. 태양 및 지자기 활동 인덱스와 같은 추가 데이터 없이 이전의 TEC 이미지만 사용하여 24시간 후의 TEC 이미지를 잘 예측할 수 있다.

[0017] 또한, 세 가지 메트릭(RMSE, BIAS 및 STD)을 고려할 때 태양 극대기 및 태양 극소기 동안의 1일 CODE 예측 모델보다 우수하다.

### 도면의 간단한 설명

[0018] 도 1은 본 발명의 실시예에 따른 전지구적 총 전자수 함유량 예측 장치의 개략적인 블록도이다.

도 2는 도 1에 도시된 예측 모델의 구체적인 구성을 도시한 도면으로, 훈련시 사용되는 작동을 기준으로 한 도면이다.

도 3의 (a)는 현재 IGS TEC 이미지의 예이고, (b)는 차이 맵의 예이며, (c)는 생성기에 의해 생성된 이미지이고, (d)는 실제 이미지의 예를 나타낸다.

도 4는 본 발명의 실시예에 따른 전지구적 총 전자수 함유량 예측 장치를 테스트한 일 예를 도시한 도면이다.

도 5는 본 발명의 실시예에 따른 전지구적 총 전자수 함유량 예측 장치에 의해 예측된 TEC 이미지와 IGS TEC 이미지 사이의 평균 RMSE, BIAS 및 STD와 1일 CODE 예측 TEC 이미지와 IGS TEC 이미지 사이의 평균 RMSE, BIAS 및 STD를 나타낸 도면이다.

도 6은 본 발명의 실시예에 따른 전지구적 총 전자수 함유량 예측 장치에서 예측된 출력 TEC 이미지와 IGS TEC 이미지 사이의 월 평균 RMSE, BIAS 및 STD와, 1일 CODE 예측 TEC 이미지와 IGS TEC 이미지 사이의 월간 평균을 도시한다.

도 7은 본 발명의 실시예에 따른 전지구적 총 전자수 함유량 예측 방법의 개략적인 흐름도이다.

## *발명을 실시하기 위한 구체적인 내용*

[0019] 아래에서는 첨부한 도면을 참고로 하여 본 발명의 실시예에 대하여 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자가 용이하게 실시할 수 있도록 상세히 설명한다. 그러나 본 발명은 여러 가지 상이한 형태로 구현될 수 있으며 여기에서 설명하는 실시예에 한정되지 않는다. 그리고 도면에서 본 발명을 명확하게 설명하기 위해서 설명과 관계없는 부분은 생략하였으며, 명세서 전체를 통하여 유사한 부분에 대해서는 유사한 도면 부호를 붙였다

[0020] 명세서 전체에서, 어떤 부분이 어떤 구성요소를 "포함"한다고 할 때, 이는 특별히 반대되는 기재가 없는 한 다른 구성요소를 제외하는 것이 아니라 다른 구성요소를 더 포함할 수 있는 것을 의미한다. 또한, 명세서에 기재된 "…부", "…기", "모듈" 등의 용어는 적어도 하나의 기능이나 동작을 처리하는 단위를 의미하며, 이는 하드웨어나 소프트웨어 또는 하드웨어 및 소프트웨어의 결합으로 구현될 수 있다.

[0021] 본 발명에서 설명하는 장치들은 적어도 하나의 프로세서, 메모리 장치, 통신 장치 등을 포함하는 하드웨어로 구성되고, 지정된 장소에 하드웨어와 결합되어 실행되는 프로그램이 저장된다. 하드웨어는 본 발명의 방법을 실행할 수 있는 구성과 성능을 가진다. 프로그램은 도면들을 참고로 설명한 본 발명의 동작 방법을 구현한 명령어(instructions)를 포함하고, 프로세서와 메모리 장치 등의 하드웨어와 결합하여 본 발명을 실행한다.

[0022] 이하, 본 발명의 실시예에 따른 조건적 적대적 신경망 딥러닝 기법을 사용한 24시간 후의 전지구적 총 전자수 함유량 예측 장치에 대해 설명한다.

[0023] 도 1은 본 발명의 실시예에 따른 전지구적 총 전자수 함유량 예측 장치의 개략적인 블록도이다.

[0024] 도 1에 도시된 바와 같이, 본 발명의 실시예에 따른 전지구적 총 전자수 함유량 예측 장치(100)는 입력부(110), 차이 맵 생성부(120), 저장부(130), 학습부(140), 예측 모델(150), 예측부(160) 및 출력부(170)를 포함한다. 이 때, 도 1에 도시된 전지구적 총 전자수 함유량 예측 장치(100)는 본 발명의 일 실시예에 불과하므로 도 1을 통해 본 발명이 한정 해석되는 것은 아니며, 본 발명의 다양한 실시예들에 따라 도 1과 다르게 구현될 수도 있다.

[0025] 입력부(110)는 외부로부터 TEC 데이터를 입력받는다. 예를 들어, 입력부(110)는 IGS에서 제공되는 IGS TEC 데이터를 입력받는다. 이러한 IGS TEC 데이터는 미국 항공 우주국(National Aeronautics and Space Administration, NASA)의 CDDIS(Crustal Dynamics Data Information System) 웹 사이트(ftp://cddis.nasa.gov/gnss/products/ionex/)를 통해 획득될 수 있다. 획득되는 IGS TEC 데이터는 5° × 2.5° 의 지리적 경도 및 위도에서 (73 × 71) 해상도를 갖는다.

[0026] 입력부(110)는 입력되는 IGS TEC 데이터를 예측 모델(1150)에서 사용하기 위해 데이터 전처리를 수행할 수 있다. 이러한 전처리로는, 예를 들어, IGS TEC 데이터에 대응하는 이미지(이하에서 'IGS TEC 이미지 '로 지칭함)에서, 날짜 표시 줄에서 겹치는 값을 제거하여 72 × 71 이미지를 만드는 처리, 적절한 패딩 데이터(좌측과 우측에 동일한 데이터, 그리고 위쪽과 아래쪽에 0의 값)를 추가하여 128 × 128 이미지로 만드는 처리 등이 포함될 수 있다. 이러한 전처리는 예측 모델(160)에서 사용되는 이미지에 대응하여 변경될 수 있다.

[0027] 입력부(110)는 입력되는 IGS TEC 데이터를 대응하는 날짜 및 시간과 함께 저장부(130)에 저장한다.

[0028] 차이 맵 생성부(110)는 저장부(130)에 저장된 특정 IGS TEC 데이터에 대응하는 특정 IGS TEC 이미지와 1일 전, 즉 24시간 전의 IGS TEC 데이터에 대응하는 1일 전 IGS TEC 이미지 사이의 차이를 나타내는 차이 맵을 생성한다.

[0029] 저장부(130)는 입력부(110)를 통해 전달되는 IGS TEC 데이터를 저장한다.

[0030] 또한, 저장부(130)에는 예측 모델(150)의 훈련 및 테스트를 위해 과거의 IGS TEC 데이터가 미리 저장되어 있을 수 있다. 본 발명의 실시예에서는 적어도 2003년부터 현재까지의 IGS TEC 데이터가 저장되어 있을 수 있다.

[0031] 학습부(140)는 입력부(110)를 통해 저장부(130)에 저장된 과거의 IGS TEC 데이터를 사용하여 예측 모델(150)에 대한 훈련을 통해, 입력되는 IGS TEC 데이터와 차이 맵을 사용하여 24시간 후의 TEC 이미지를 예측하는 학습을 수행한다.

[0032] 예측 모델(150)은 딥러닝(deep learning)을 통해 학습된 예측 모델로서, 예를 들어, 딥 러닝 기반의 영상 변환 모델인 조건적 적대적 신경망(conditional Generative Adversarial Network, cGAN) 기반의 모델이 사용될 수 있으나, 이것으로만 제한되는 것은 아니다. 예측 모델(150)의 구체적인 구성에 대해서는 추후 설명한다.

[0033] 예측부(160)는 입력부(110)를 통해 입력되는 현재 IGS TEC 이미지와 차이 맵을 예측 모델(150)에 적용하여 생성되는 24시간 후의 TEC 이미지를 획득함으로써, 현재 IGS TEC 이미지에 대한 24시간 후의 TEC를 예측한다.

[0034] 예측부(160)는 예측 모델(150)에 의해 예측된 24시간 후의 TEC 이미지를 출력부(170)로 출력한다.

[0035] 예측부(160)에서 예측된 24시간 후의 TEC 이미지는 저장부(130)에 저장될 수 있다.

[0036] 출력부(170)는 예측부(160)에 의해 예측된 24시간 후의 TEC 이미지를 외부로 표시하거나 외부의 장치 등으로 전달할 수 있다.

[0037] 도 2는 도 1에 도시된 예측 모델(150)의 구체적인 구성을 도시한 도면으로, 훈련시 사용되는 작동을 기준으로 한 도면이다.

[0038] 도 2를 참조하면, 본 발명의 실시예에 따른 예측 모델(150)은 cGAN(conditional Generative Adversarial Network)의 모델로서, 두 개의 네트워크, 예를 들어 생성기(151) 및 판별기(153)를 포함한다.

[0039] 생성기(151)는 학습부(140)로부터 현재 IGS TEC 이미지(CI)와 차이 맵(DI)을 입력받아서 현재 IGS TEC 이미지(CI)와 유사한 가짜 이미지(GI)를 생성한다. 여기서, 현재 IGS TEC 이미지(C1)는 저장부(130)에 저장된 과거의 IGS TEC 데이터에 대응하는 이미지이며, 설명의 편의를 위해 과거의 특정 시점에 대해 '현재' 라는 용어를 사용한 것이다.

[0040] 생성기(151)는 생성된 이미지(GI)와, 학습부(140)로부터 입력된 현재 IGS TEC 이미지(CI)와 차이 맵(DI)을 판별기(153)로 전달한다. 학습부(140)로부터 입력되는 현재 IGS TEC 이미지(CI)의 예는 도 3의 (a)에 도시되어 있고, 차이 맵(DI)의 예는 도 3의 (b)에 도시되어 있으며, 생성기(151)에 의해 생성된 이미지(GI)의 예는 도 3의 (c)에 도시되어 있다.

[0041] 판별기(153)는 또한 학습부(140)로부터 입력되는 타겟 이미지인 실제 이미지(RI)와 생성기(141)에서 생성된 가짜 이미지, 즉 생성된 이미지(GI)를 판별하여 판별 결과를 생성기(151)로 피드백한다. 이 때, 판별 결과는 실제 이미지(RI)와 생성된 이미지(GI)가 다른 것으로 판별된 것을 의미하는 '가짜(0)' 이거나 또는 실제 이미지와 생성된 이미지가 같은 것으로 판별된 것을 의미하는 '진짜(1)' 두 가지 중 하나이다. 판별기(153)에서 사용되는 실제 이미지는 학습부(140)로부터 생성기(151)로 입력된 현재 IGS TEC 이미지의 시점(상기에서 현재)으로부터 24시간 후의 IGS TEC 이미지이며, 이러한 실제 이미지의 예는 도 3의 (d)에 도시되어 있다.

[0042] 판별기(153)는 생성기(151)로부터 생성된 이미지(GI)와 입력부(120)로부터 입력된 현재 IGS TEC 이미지(CI)와 차이 맵(DI)을 전달받는 동시에, 학습부(140)로부터 입력되는 실제 이미지(RI), 즉 훈련을 위해 입력된 현재 IGS TEC 이미지(CI)의 24시간 후의 실제 이미지(RI), 입력부(120)로부터 입력된 현재 IGS TEC 이미지(CI)와 차이 맵(DI)을 입력받아서 생성된 이미지(GI)와 실제 이미지(RI) 사이의 판별을 수행한다. 여기서, 생성기(151)로부터 생성된 이미지(GI)와 입력부(120)로부터 입력된 현재 IGS TEC 이미지(CI) 및 차이 맵(DI)을 가짜 쌍(Fake Pair)이라 하고, 실제 이미지(RI)와 학습부(140)로부터 입력된 현재 IGS TEC 이미지(CI) 및 차이 맵(DI)을 실제 쌍(Real Pair)이라 한다.

[0043] 생성기(151)는 판별기(153)로부터 피드백되는 판별 결과를 반영하여 현재 IGS TEC 이미지(CI)를 사용하여 가짜 이미지(GI)를 생성하는 학습을 계속 수행한다. 구체적으로, 생성기(151)는 판별기(153)로부터 피드백되는 판별 결과가 가짜(0)인 경우에는 판별기(153)로부터 피드백되는 판별 결과가 진짜(1)가 될 때까지 가짜 이미지(GI)를 생성하는 학습을 계속 수행한다.

[0044] 전술한 바와 같이 학습부(140)에 의해 훈련 학습된 예측 모델(150)은 입력부(110)를 통해 예측하고자 하는 현재 IGS TEC 이미지와 이에 대응하는 차이 맵이 예측부(160)를 통해 입력되는 경우, 즉 현재로부터 24시간 후의 TEC

를 예측하고자 하는 경우, 학습된 생성기(151)에 의해 현재 IGS TEC 이미지와 이에 대응하는 차이 맵을 사용하여 생성된 이미지가 예측된 24시간 후의 TEC 이미지로서 예측부(160)로 출력된다.

[0045] 한편, 전술한 예측 모델을 훈련시키기 위해, 3개의 손실(목표) 함수를 사용한다.

[0046] 먼저, 타겟 이미지인 실제 이미지(RI)와 생성기(141)에 의해 생성된 이미지(GI) 사이의 오류를 최소화하기 위해 사용되는 $L_1$ 함수는 다음의 [수학식 1]과 같이 표현될 수 있다.

*수학식 1*

[0047] $$L_1(G) = E_{x,y}(\| y - G(x) \|)$$

[0048] 여기서, G는 생성기(151)를 나타내고, x 및 G(x)는 각각 생성기(151)에 의한 입력, 즉 현재 IGS TEC 이미지(CI)와 출력, 즉 생성된 이미지(GI)를 나타내며, y는 타겟 이미지인 실제 이미지(RI)를 나타낸다.

[0049] 다음, cGAN 대한 손실 함수는 다음의 [수학식 2]와 같이 표현될 수 있다.

*수학식 2*

[0050] $$L_{cGAN}(G,D) = E_{x,y}[\log D(x,y)] + E_x[\log(1 - D(x, G(x))]$$

[0051] 여기서, D는 판별기(153)를 나타내고, D(x, y)는 실제 쌍이 실제(또는 진짜)일 확률에 대한 판별기(153)의 추정을 나타내며, D(x, G(x))는 가짜 쌍이 실제일 확률에 대한 판별기(153)의 추정을 나타낸다.

[0052] cGAN의 예측 모델에서, D(판별기)는 이미지 쌍이 0(가짜 쌍) 또는 1(실제 쌍)에 속할 확률을 계산하며, G(생성기)가 그것을 최소화하려고 하는 동안 D(판별기)는 목표를 최대화하려고 한다. 결과적으로, D(판별기)와 G(생성기)는 최소-최대 게임을 하게 된다. 이 때, 최종 목표(G*)는 다음의 [수학식 3]과 같이 표현될 수 있다.

[0053] [수학식 3]

[0054] $$G^* = \arg\min_G \max_D L_{cGAN}(G,D) + \lambda L_1(G)$$

[0055] 여기서, λ는 $L_{cGAN}$ 손실과 $L_1$ 손실의 상대적 가중치를 나타낸다.

[0056] 전술한 상대적 가중치는 예를 들어, 100을 사용할 수 있으며, 이러한 가중치는, 0.0 평균과 0.02 표준 편차를 갖는 정규 분포를 사용하는 컨볼루션(Convolution) 레이어와 컨볼루션-트랜스포즈(Convolution-Transpose) 레이어, 1.0 평균과 0.02 표준 편차를 갖는 정규 분포를 사용하는 배치 정규화(Batch-Normalization) 레이어와 같이 초기화될 수 있다. 또한, 학습률이 $2\times10^{-4}$, 모멘텀 $\beta_1$이 0.5, 모멘텀 $\beta_2$가 0.999인 ADAM 솔버(solver)가 최적화기로 사용될 수 있다.

[0057] 학습부(140)는 전술한 바와 같은 훈련에 대해 거의 1,000,000번의 반복인 22 에포크(epoch) 동안 예측 모델(150)을 훈련시키고 20,000번 반복할 때마다 생성기(D) 및 판별기(G)로 구성되는 예측 모델(150)을 저장부(130) 또는 기타 저장장치에 저장한다.

[0058] 본 발명의 실시예에서는, 도 1을 참조하여 설명한 본 발명의 실시예에 따른 전지구적 총 전자수 함유량 예측 장치(100)의 예측 모델(150)을 훈련시키기 위해 실제 데이터, 예를 들어, 2003년부터 2012년까지 태양의 극대 및 극소를 다루는 2시간 해상도 TEC 이미지(대략 43,800개 이미지)를 사용하였다. 즉, 2003년부터 2012년까지 태양의 극대 및 극소를 다루는 2시간 해상도 TEC 이미지(대략 43,800개 이미지)를 훈련 이미지로서 저장부(130)에 저장한 상태에서, 학습부(140)가 입력부(110)를 통해 전달받은 훈련 이미지 각각을 현재 IGS TEC 이미지로서 예측 모델(150)로 입력하여 훈련시켰다.

[0059] 이와 같이, 훈련된 전지구적 총 전자수 함유량 예측 장치(100)의 예측 모델(150)을 테스트하기 위해, 2013년부터 2014년까지 태양 극대기의 TEC 이미지(대략 8,736개의 이미지)와 2017년부터 2018년까지 태양 극소기의 TEC 이미지(대략 8,736개의 이미지)로 구성되는 두 개의 데이터 세트를 사용하였다. 즉, 2013년부터 2014년까지 태

양 극대기의 TEC 이미지인 제1 데이터 세트를 제1 테스트 이미지로서 저장부(110)에 저장한 상태에서, 제1 테스트 이미지 각각을 현재 IGS TEC 이미지로서 학습부(140)를 통해 예측 모델(150)로 입력하여 태양 극대기에 대해 예측 모델(150)을 테스트하였다.

[0060] 또한, 2017년부터 2018년까지 태양 극소기의 TEC 이미지인 제2 데이터 세트를 제2 테스트 이미지로서 저장부(110)에 저장한 상태에서, 제2 테스트 이미지 각각을 현재 IGS TEC 이미지로서 학습부(140)를 통해 예측 모델(150)로 입력하여 태양 극소기에 대해 예측 모델(150)을 테스트하였다.

[0061] 전술한 테스트의 예로서 도면을 참조하여 설명한다.

[0062] 도 4는 본 발명의 실시예에 따른 전지구적 총 전자수 함유량 예측 장치(100)를 테스트한 일 예를 도시한 도면이다.

[0063] 도 4를 참조하면, 2013년 10월 1일 오전 2시에 관측된 (a)에 도시된 입력 이미지(현재 IGS TEC 이미지)를 사용하여 24시간 후의 전지구적 TEC를 예측하였으며, (c)에 도시된 출력 이미지(생성된 이미지)가 예측된 이미지이고, (b)는 실제 이미지, 즉 (a)에 도시된 입력 이미지의 시간으로부터 24시간 후의 이미지이며, (d)는 실제 이미지(b)와 예측된 이미지(c) 사이의 차이 맵이다.

[0064] 전술한 입력 이미지(a) 촬영시 Kp 인덱스는 0이고, 타겟 이미지(b) 촬영시 Kp 인덱스는 지자기 폭풍에 해당하는 5이다. 예측된 출력 이미지(c)는 타겟 이미지(b)인 24시간 후의 IGS TEC과 잘 일치한다. 특히, 본 발명의 실시예에 따른 전지구적 총 전자수 함유량 예측 장치(100)의 예측 모델(150)은 적도 지역의 피크 구조를 성공적으로 생성한다. 출력 이미지(c)와 타겟 이미지(b) 사이의 RMS 오차(Root Mean Square Error, RMSE), 바이어스(BIAS) 및 표준 편차(Standard Deviation, STD)는 각각 2.92 TECU, -0.52 TECU 및 2.87 TECU이다.

[0065] 한편, 본 발명의 실시예에 따른 전지구적 총 전자수 함유량 예측 장치(100)에 의해 예측된 결과는 예측 정확도를 확인하기 위해 이미 잘 알려져 있는 CODE의 예측 모델 결과와 비교될 수 있다. CODE는 IAAC 중 하나이며 GNSS 데이터를 사용하여 글로벌 TEC 예측을 수행하고 있다.

[0066] 도 5는 본 발명의 실시예에 따른 전지구적 총 전자수 함유량 예측 장치에 의해 예측된 TEC 이미지와 IGS TEC 이미지 사이의 평균 RMSE, BIAS 및 STD와 1일 CODE 예측 TEC 이미지와 IGS TEC 이미지 사이의 평균 RMSE, BIAS 및 STD를 나타낸 도면이다.

[0067] 도 5에서의 비교는, 모든 테스트 데이터(2013 ~ 2014 및 2017 ~ 2018), 태양 극대기(2013 ~ 2014), 태양 극소기(2017 ~ 2018)의 세 가지 테스트 데이터 세트를 고려하였다.

[0068] 도 5를 참조하면, 모든 테스트 데이터에 대해 본 발명의 실시예에 따른 전지구적 총 전자수 함유량 예측 장치(100)에서의 예측 결과가 1일 CODE 예측 모델의 결과보다 우수하다는 것을 알 수 있다. 본 발명의 실시예에 따른 전지구적 총 전자수 함유량 예측 장치(100)에서의 예측 결과는 또한 태양 극대기뿐만 아니라 태양 극소기 동안 모두에서 1일 CODE 예측 모델의 결과보다 우수한 것으로 나타났다.

[0069] 한편, TEC는 일일, 계절, 연간, 태양 자전 주기(27일), 태양 주기(약 11년) 변화에 규칙적인 변화를 보인다. 도 6은 본 발명의 실시예에 따른 전지구적 총 전자수 함유량 예측 장치(100)에서 예측된 출력 TEC 이미지와 IGS TEC 이미지 사이의 월 평균 RMSE, BIAS 및 STD와, 1일 CODE 예측 TEC 이미지와 IGS TEC 이미지 사이의 월간 평균을 보여준다.

[0070] 도 6을 참조하면, 2014년 3월과 4월에 수집된 2개의 데이터 포인트를 제외하고 본 발명의 실시예에 따른 전지구적 총 전자수 함유량 예측 장치(100)에서의 모든 예측 결과가 CODE 1일 예측 모델의 결과보다 우수하다는 것을 나타낸다. 이러한 결과는 훈련 데이터 기간과 관련이 있을 수 있다. 2014년 3월과 4월에 태양 활동은 태양 주기 24동안 가장 활동적이다. 발명의 실시예에 따른 전지구적 총 전자수 함유량 예측 장치(100)에서의 훈련 데이터는 2003년부터 포함되었기 때문에 가장 활동적인 경우에 대해 잘 훈련되지 못하였다.

[0071] 본 발명의 실시예에 따르면, 딥 러닝 모델을 글로벌 TEC 이미지의 예측에 성공적으로 적용할 수 있고. 둘째, 태양 및 지자기 활동 인덱스와 같은 추가 데이터 없이 이전의 TEC 이미지만 사용하여 24시간 후의 TEC 이미지를 잘 예측할 수 있으며, 또한, 세 가지 메트릭(RMSE, BIAS 및 STD)을 고려할 때 태양 극대기 및 태양 극소기 동안의 1일 CODE 예측 모델보다 우수하다.

[0072] 한편, 발명의 실시예에 따른 전지구적 총 전자수 함유량 예측 장치(100)는 이미지 변환 방법을 기반으로 한 딥 러닝 모델이 이전 이미지를 사용하여 미래 이미지를 예측하는 데 효과적이라는 것을 보여주고 있다. 이러한 방

법은 다른 과학 분야의 이미지 예측에도 적용될 수 있음은 당업자라면 쉽게 이해할 것이다.

[0073] 이하, 도면을 참조하여 본 발명의 실시예에 따른 전지구적 총 전자수 함유량 예측 방법에 대해 설명한다.

[0074] 도 7은 본 발명의 실시예에 따른 전지구적 총 전자수 함유량 예측 방법의 개략적인 흐름도이다. 도 7에 도시된 전지구적 총 전자수 함유량 예측 방법은 도 1 내지 도 6을 참조하여 설명한 총 전자수 함유량 예측 장치(100)에 의해 수행될 수 있다.

[0075] 도 7을 참조하면, 먼저, 저장부(130)에 저장된 과거의 IGS TEC 데이터를 사용하여 예측 모델(150)에 대한 학습이 수행된다(S100). 구체적으로, 학습부(140)가 입력부(110)를 통해 저장부(130)로부터 과거의 특정 시점의 IGS TEC 이미지(현재 IGS TEC 이미지), 과거의 특정 시점의 IGS TEC 이미지와 과거의 특정 시점으로부터 24시간 이전의 IGS TEC 이미지 사이의 차이 맵, 그리고 과거의 특정 시점으로부터 24시간 후의 IGS TEC 이미지(실제 이미지)를 예측 모델(150)로 입력시켜서 현재 IGS TEC 이미지에 대한 24시간 후의 TEC 이미지를 예측하는 학습을 다수의 과거 데이터에 대해 반복 수행함으로써, 예측 모델(150)이 학습될 수 있다.

[0076] 다음, 실제 예측을 위해, 현재의 IGS TEC 이미지를 예측 모델(150)로 입력한다(S110). 구체적으로, 입력부(110)는 현재의 IGS TEC 이미지와, 차이 맵 생성부(120)에 의해 생성된 현재의 IGS TEC 이미지와 저장부(130)에 저장되어 있는 현재로부터 24시간 이전의 IGS TEC 사이의 차이 맵을 예측 모델(150)로 입력한다.

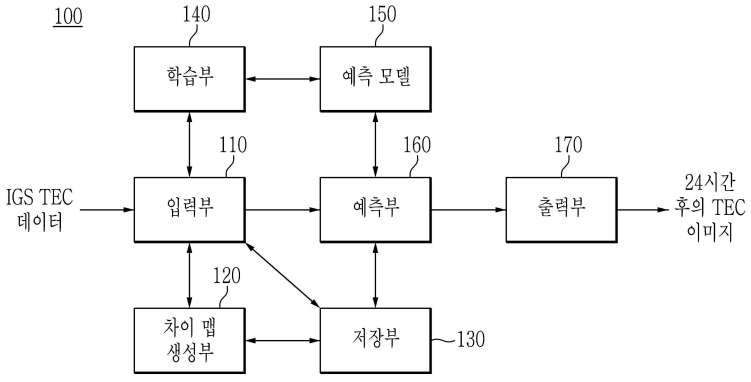
[0077] 그 후, 예측 모델(150)에 의해 예측된 24시간 후의 TEC 이미지를 획득하고(S120), 예측 모델(150)로부터 예측된 24시간 후의 TEC 이미지를 출력한다(S130). 즉, 예측 모델(150)의 생성기(151)로부터 출력되는 예측된 24시간 후의 TEC 이미지를 출력부(170)를 통해 외부로 표시하거나 외부 장치로 전달한다.

[0078] 이상에서 설명한 본 발명의 실시예는 장치 및 방법을 통해서만 구현이 되는 것은 아니며, 본 발명의 실시예의 구성에 대응하는 기능을 실현하는 프로그램 또는 그 프로그램이 기록된 기록 매체를 통해 구현될 수도 있다.

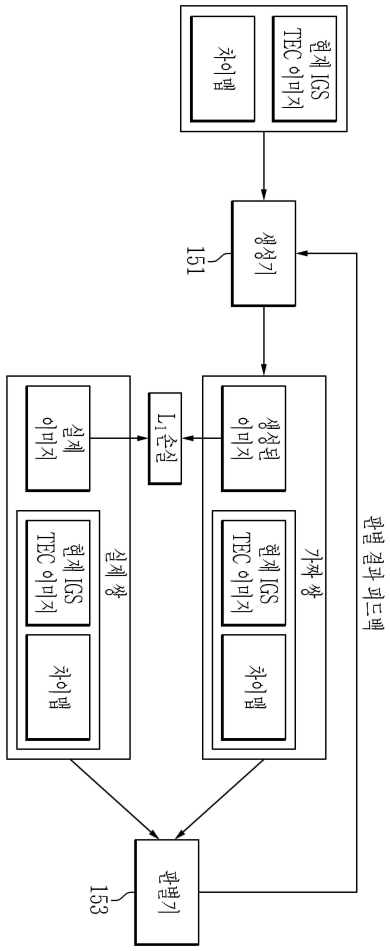
[0079] 이상에서 본 발명의 실시예에 대하여 상세하게 설명하였지만 본 발명의 권리범위는 이에 한정되는 것은 아니고 다음의 청구범위에서 정의하고 있는 본 발명의 기본 개념을 이용한 당업자의 여러 변형 및 개량 형태 또한 본 발명의 권리범위에 속하는 것이다.

## 도면

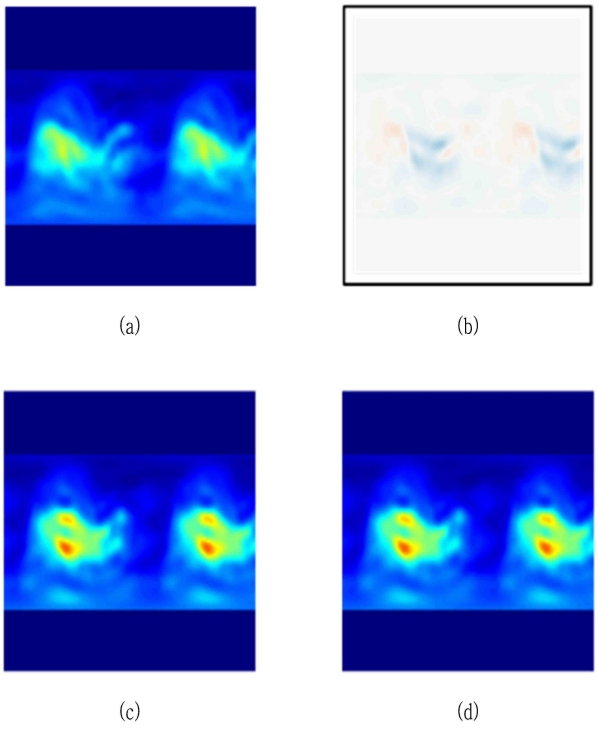
### 도면1



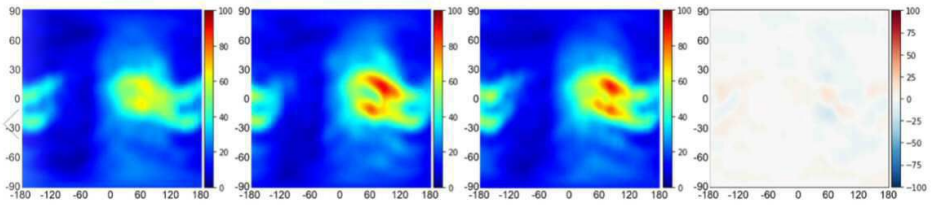
도면2


현재 IGS TEC 이미지
차이맵
생성기
151
생성된 이미지
가짜 쌍
현재 IGS TEC 이미지
차이맵
L1 손실
실제 이미지
실제 쌍
현재 IGS TEC 이미지
차이맵
판별 결과 피드백
판별기
153

도면3


(a)
(b)
(c)
(d)

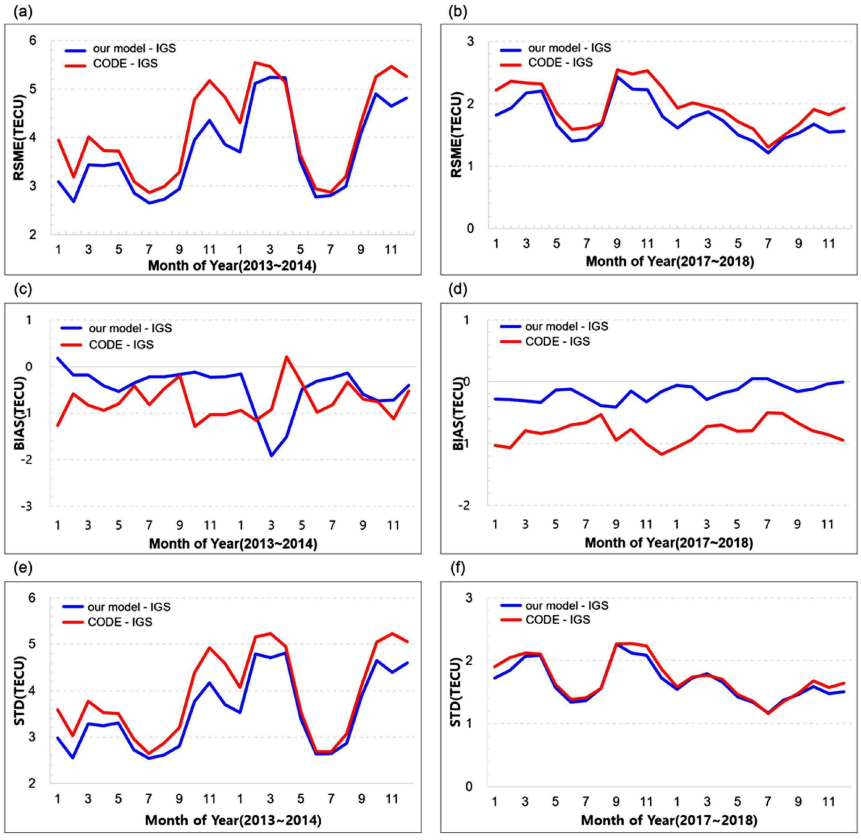
도면4



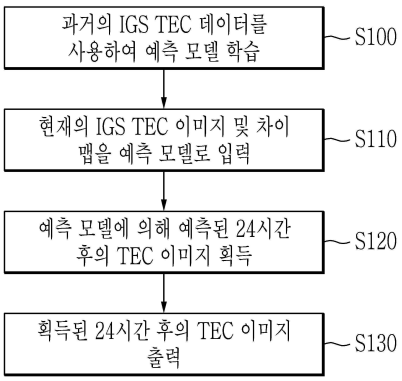

도면5

| | 본 발명 예측모델 -IGS TEC | | | 1 일 CODE-IGS TEC | | |
|---|---|---|---|---|---|---|
| | RMSE | BIAS | STD | RMSE | BIAS | STD |
| 모든 테스트 데이터 | 2.74 | -0.32 | 2.59 | 3.04 | -0.78 | 2.81 |
| 태양 극대 | 3.72 | -0.46 | 3.52 | 4.12 | -0.75 | 3.91 |
| 태양 극소 | 1.74 | -0.17 | 1.66 | 1.95 | -0.81 | 1.72 |

도면6



도면7


과거의 IGS TEC 데이터를 사용하여 예측 모델 학습
S100
현재의 IGS TEC 이미지 및 차이 맵을 예측 모델로 입력
S110
예측 모델에 의해 예측된 24시간 후의 TEC 이미지 획득
S120
획득된 24시간 후의 TEC 이미지 출력
S130